



TUGAS AKHIR - TJ141502

**KLASIFIKASI GERAKAN OTOT LENGAN BAWAH PADA
PENDERITA STROKE BERDASARKAN SINYAL EMG
MENGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR***

Novita Trisianti
NRP 2913 100 010

Dosen Pembimbing
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T, M.T
Dr. Diah Puspito Wulandari, S.T, M.Sc

DEPARTEMEN TEKNIK KOMPUTER
Fakultas Teknologi Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

Halaman ini sengaja dikosongkan



FINAL PROJECT - TJ141502

**CLASSIFICATION OF FOREARMS MUSCLE MOVEMENT
IN STROKE PATIENTS BASED ON EMG SIGNAL USING
K-NEAREST NEIGHBOR METHOD**

Novita Trisianti
NRP 2913 100 010

Advisor
Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T, M.T
Dr. Diah Puspito Wulandari, S.T, M.Sc

Departement of Computer Engineering
Faculty of Electrical Technology
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2017

Halaman ini sengaja dikosongkan

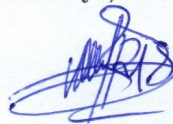
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan judul "**Klasifikasi Gerakan Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor***" adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juli 2017



Novita Trisianti

NRP. 2913100010

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

Klasifikasi Gerakan Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbors*

Tugas Akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh : Novita Trisianti (NRP: 2913100010)

Tanggal Ujian : 11 Juli 2017

Periode Wisuda : September 2017

Disetujui oleh:

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
NIP: 197605052008121003

(Pembimbing I)

Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc.
NIP: 198012192005012001

(Pembimbing II)

Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.
NIP: 196806011995121009

(Penguji I)

Dr. Supeno Mardi Susiki N, ST., MT.
NIP: 197003131995121001

(Penguji II)

Eko Pramunanto, ST., MT.
NIP: 196612031994121001

(Penguji III)

Mengetahui
Kepala Departemen Teknik Komputer

Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP. 196907301995121001

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa : Novita Trisianti
Judul Tugas Akhir : Klasifikasi Gerakan Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*
Pembimbing : 1.Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
2.Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc

Sinyal *Electromyograph* (EMG) merupakan sinyal listrik yang dihasilkan oleh otot saat berkontraksi maupun berelaksasi. Saat ini, sinyal EMG banyak dikembangkan sebagai media kontrol perangkat *prosthetics* dan *electric device*. Penderita stroke memiliki keterbatasan gerak, dapat memanfaatkan sinyal EMG sebagai media kontrol untuk membantu aktivitas sehari-hari. Tugas akhir ini bertujuan mengklasifikasikan respon otot lengan bawah menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* untuk dapat diimplementasikan pada penderita stroke sebagai media kontrol. Data sinyal EMG yang diklasifikasikan diperoleh dari dua responden normal untuk melakukan gerakan *wave left* dan *wave right* dengan enam fitur *time domain* MAV, VAR, RMS, IEMG, WL dan WAMP. Akurasi klasifikasi didapat rata-rata sebesar 100% pada setiap sample dengan nilai k bilangan ganjil 3 sampai 11, kemudian dilakukan pengujian untuk mengetahui performanya. Pengujian dilakukan dengan mengklasifikasi sinyal EMG dua sample penderita stroke, menambah variasi gerakan dan nilai k . Hasilnya kondisi responden dan variasi gerakan mempengaruhi nilai akurasi klasifikasi. Klasifikasi dua gerakan pada kedua responden sebesar 100%. Saat lima gerakan diklasifikasikan dengan nilai k bilangan ganjil 3-15, akurasi menurun pada kedua sample penderita stroke, sample pertama 86% dan sample kedua 82% sedangkan pada orang normal penurunan akurasi pada sample pertama menjadi 96% dan 91% pada sample kedua. Yang terakhir adalah dengan mengklasifikasikan sepuluh gerakan, pada orang normal sampel pertama 85%, sampel kedua 81% dan pada penderita stroke sample pertama 84% sampel kedua 66%. Semakin besar nilai k , akurasi mengalami penurunan performansi.

Kata Kunci : Elektromiograf, K-Nearest Neighbor, Klasifikasi sinyal

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Name : Novita Trisianti
Title : *Classification of Forearms Muscle Movement
in Stroke Patients Based on EMG Signal
Using K-Nearest Neighbor Method*
Advisors : 1.Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.
2.Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc

Electromyograph signal (EMG) is an electrical signal generated by the muscles when contracting or relaxing. Currently, EMG signal is widely developed as a media control prosthetics device and electric devices. Stroke patients who have limited muscular nervous system movement, can using of EMG signal as a media control to facilitate daily activities. This final project purposed to classify the muscular response of the lower arms using the K-Nearest Neighbor classification method to be implemented for stroke patients as control media. EMG signal data which classified were obtained from two sample of patient who didnt have stroke to performing left and right motions with six time domain features MAV, VAR, RMS, IEMG, WL and WAMP. Classification accuracy obtained average in 100% in each sample with the value of k odd number 3 to 11 by testet for performance. This test doing by classifying EMG signal stroke sufferers, add motion variations and value of k. The result of the responent's condition and the variation of movement is affected the value of classification accuracy. Classification two movements of both stroke patient in 100%. When the five movements were classified by the odd number k of 3-15, the accuracy decreased in both stroke patient. The first sample decreased 86% and the second sample decreased 82%, while in normal people the accuracy decreased 96% for the first respondent and 91% for to 96% for the second respondent. The last is to classify ten movements, in normal people the first sample is 85%, the second sample is 81% and in the first stroke patient the first 84% sample is 66%. The biggest the value of k, the accuracy has decreased performance.

Keywords : Electromyograph, K-Nearest Neighbor Classifier, Signal Classification

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul **Klasifikasi Gerakan Otot Lengan Bawah pada Penderita Stroke Berdasarkan Sinyal EMG Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor***.

Penelitian ini disusun dalam rangka pemenuhan bidang riset di Departement Teknik Komputer ITS, Bidang Studi Telematika, serta digunakan sebagai persyaratan menyelesaikan pendidikan S1. Penelitian ini dapat terselesaikan tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Mama, Ayah, dan keluarga yang tidak pernah berhenti memberikan semangat dan doa.
2. Bapak Kepala Departement Teknik Komputer Dr. I Ketut Eddy Purnama ST., M.T.
3. Bapak Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT. dan Ibu Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc atas bimbingan selama mengerjakan penelitian.
4. Bapak-Ibu dosen pengajar Departement Teknik Komputer Bidang Studi Telematika, atas pengajaran, bimbingan, serta perhatian yang diberikan kepada penulis selama ini.
5. Aldita, Alfianti dan Selyna sebagai sahabat yang selalu ada disetiap kondisi dan memberikan dukungan.
6. Ryano Apramada yang tidak pernah berhenti memberi motivasi, mendoakan dan terimakasih sudah datang diwaktu yang tepat.
7. Teman-teman satu dosen pembimbing yang saling mendukung, menguatkan, membagi ilmu dan mengerjakan Tugas Akhir bersama.
8. Asisten lab *B401-Komputasi Multimedia* yang saling memberikan dukungan agar dapat tepat waktu menyelesaikan Tugas Akhir.

9. Faishol dan teman-teman b201 yang memberikan bantuan selama proses penelitian yang dilakukan penulis.
10. Responden penderita stroke dan orang normal yang sudah memberikan waktu dan tenaganya menjadi objek penelitian.
11. Angkatan 2013 Teknik Komputer dan Teknik Elektro yang sudah sama-sama berjuang mengerjakan Tugas Akhir, doa dan dukungan yang tidak pernah berhenti. Terimakasih sudah menjadi keluarga kedua selama masa perkuliahan. .

Kesempurnaan hanya milik Allah SWT, untuk itu penulis memohon segenap kritik dan saran yang membangun. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

Abstrak	i
Abstract	iii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan masalah	3
1.5 Sistematika Penulisan	3
2 DASAR TEORI	5
2.1 <i>ELECTROMYOGRAPH</i> (EMG)	5
2.1.1 Gangguan pada Sinyal EMG	6
2.1.2 Faktor Timbulnya Sinyal EMG	7
2.1.3 Alat Perekam Sinyal EMG	8
2.2 STROKE	10
2.2.1 Penyebab Stroke	10
2.2.2 Klasifikasi Stroke	11
2.3 OTOT LENGAN BAWAH	13
2.3.1 Kontraksi Otot	14
2.3.2 Letak MyoArm pada Otot Lengan Bawah . .	15
2.4 TIME DOMAIN	16
2.5 K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)	18
2.6 PENGUJIAN AKURASI	21

3	DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	23
3.1	Desain Sistem	23
3.2	Implementasi Sistem	25
3.2.1	Perekaman Sinyal EMG	25
3.2.2	Ekstraksi Fitur	30
3.2.3	Klasifikasi Sinyal EMG	32
3.2.4	Pengujian Sinyal EMG	33
4	PENGUJIAN DAN ANALISA	35
4.1	Data Sinyal EMG	35
4.2	Ekstraksi Fitur	47
4.3	Klasifikasi KNN	50
4.4	Pengujian	55
4.4.1	Data Penderita Stroke dengan Dua Gerakan .	56
4.4.2	Data Orang Normal dengan Lima Gerakan .	60
4.4.3	Data Penderita Stroke dengan Lima Gerakan	63
4.4.4	Data Orang Normal dengan Sepuluh Gerakan	65
4.4.5	Data Penderita Stroke dengan Sepuluh Gerakan	68
5	PENUTUP	73
5.1	Kesimpulan	73
5.2	Saran	75
	DAFTAR PUSTAKA	77
	LAMPIRAN	79
	Biografi Penulis	101

DAFTAR GAMBAR

2.1	Pengukuran dan hasil sinyal EMG	5
2.2	<i>Myo ArmBand</i> sebagai perekam sinyal EMG	9
2.3	Dua tipe penyakit <i>stroke</i> [1]	12
2.4	Otot Lengan bawah.[2]	14
2.5	Peletakan <i>Myo ArmBand</i> [2]	15
2.6	Flowchat klasifikasi KNN	20
2.7	Perbedaan akurasi dan presisi	21
3.1	Blok Diagram Penelitian	24
3.2	Pemasangan <i>Myo ArmBand</i> pada responden	26
3.3	Aplikasi <i>Myo ArmBand Manager</i>	27
3.4	Program <i>listener</i> perekaman sinyal EMG	27
3.5	Gerakan yang diujikan	28
3.6	Gerakan yang diujikan	29
4.1	Contoh data sinyal hasil perekaman yang benar	35
4.2	Contoh data sinyal hasil perekaman yang <i>error</i>	36
4.3	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan <i>wave right</i>	37
4.4	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan <i>wave left</i>	38
4.5	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan jari dua	38
4.6	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan jempol	39
4.7	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan telunjuk	39
4.8	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan telunjuk-jempol	40
4.9	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan hai 3	40
4.10	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan kelingking	41
4.11	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan tap	41
4.12	Visualisasi grafik <i>raw</i> sinyal EMG gerakan up	42
4.13	Visualisasi grafik perbedaan sinyal EMG orang normal dan penderita <i>stroke</i>	43
4.14	Visualisasi grafik sinyal saat otot berelaksasi	44
4.15	Aktivasi <i>channel</i> berdasarkan gerakan	45
4.16	Aktivasi <i>channel</i> menurut referensi[2]	46
4.17	Visualisasi grafik sinyal EMG setelah <i>absolute</i> dan <i>threshold</i>	47

4.18	Contoh hasil ekstraksi fitur MAV	48
4.19	Contoh diagram distribusi pada orang normal	49
4.20	Contoh diagram distribusi pada orang stroke	49
4.21	Grafik hasil klasifikasi orang normal dua dan lima gerakan	63
4.22	Grafik hasil klasifikasi dua dan lima gerakan penderita stroke	65
4.23	Grafik hasil klasifikasi dua, lima dan sepuluh gerakan orang normal	68
4.24	Grafik hasil klasifikasi dua, lima dan sepuluh gerakan pada penderita stroke	71
1	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan <i>wave right</i> . . .	79
2	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan <i>wave left</i> . . .	80
3	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan jari dua	81
4	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan jempol	82
5	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan telunjuk	83
6	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan jempol-telunjuk	84
7	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan hai 3	85
8	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan kelingking . . .	86
9	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan tap	87
10	Visualisasi <i>Raw</i> sinyal EMG gerakan up	88
11	Ekstraksi fitur MAV penderita stroke (a)	89
12	Ekstraksi fitur MAV penderita stroke (b)	90
13	Ekstraksi fitur RMS penderita stroke (a)	91
14	Ekstraksi fitur RMS penderita stroke (b)	92
15	Ekstraksi fitur VAR penderita stroke (a)	93
16	Ekstraksi fitur VAR penderita stroke (b)	94
17	Ekstraksi fitur IEMG penderita stroke (a)	95
18	Ekstraksi fitur IEMG penderita stroke (b)	96
19	Ekstraksi fitur WL penderita stroke (a)	97
20	Ekstraksi fitur WL penderita stroke (b)	98
21	Ekstraksi fitur WAMP penderita stroke (a)	99
22	Ekstraksi fitur WAMP penderita stroke (b)	100

DAFTAR TABEL

3.1	Pengelompokan fitur	32
4.1	Hasil klasifikasi orang normal responden pertama (2 gerakan)	52
4.2	Hasil klasifikasi orang normal responden kedua (2 gerakan)	53
4.3	Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (2 gerakan)	54
4.4	Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (2 gerakan)	55
4.5	Akurasi klasifikasi penderita stroke responden pertama (2 gerakan)	56
4.6	Akurasi klasifikasi penderita stroke responden kedua (2 gerakan)	56
4.7	Hasil klasifikasi penderita stroke responden pertama (2 gerakan)	58
4.8	Hasil klasifikasi penderita stroke responden kedua (2 gerakan)	59
4.9	Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (5 gerakan)	61
4.10	Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (5 gerakan)	62
4.11	Akurasi klasifikasi pada penderita stroke responden pertama (5 gerakan)	64
4.12	Akurasi klasifikasi pada penderita stroke responden pertama (5 gerakan)	64
4.13	Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (10 gerakan)	66
4.14	Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (10 gerakan)	67
4.15	Akurasi klasifikasi penderita stroke responden pertama (10 gerakan)	69
4.16	Akurasi klasifikasi penderita stroke responden kedua (10 gerakan)	69

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

Penelitian ini di latar belakang oleh berbagai kondisi yang menjadi acuan. Selain itu juga terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab sebagai luaran dari penelitian.

1.1 Latar belakang

Berkembangnya dunia teknologi mendorong para ilmuwan untuk terus menciptakan inovasi baru yang tujuannya memberikan kemudahan dan efisien kerja dalam kehidupan sehari-hari. Saat ini yang banyak dikembangkan oleh para ilmuwan adalah mempelajari sinyal *electromyograph* yang dihasilkan oleh tubuh manusia. *Electromyograph (EMG)* merupakan sinyal yang dihasilkan oleh otot gerak manusia pada saat berkontraksi maupun relaksasi yang dianggap sebagai *electrophysiological* di bidang teknik dan kedokteran karena merupakan metode dasar untuk memahami kondisi normal dan patologis sel-sel otot sehingga banyak dikembangkan sebagai media kontrol *electric device* terutama pada alat *prosthetics*. Teknik merekam aktivitas sinyal otot ini disebut *Electromyography*[3].

Manfaat sinyal EMG sebagai media kontrol dapat dirasakan oleh individu yang tidak dapat menggunakan *electric device* secara maksimal dalam kehidupan sehari-hari. Misalnya penderita stroke yang memiliki keterbatasan sistem saraf otot gerak. Kondisi penderita stroke bermacam-macam berdasarkan stadium dan patologi dari serangan stroke. Penderita yang mengalami stroke akibat penyumbatan pada pembuluh darah biasanya mengalami kelumpuhan pada sebagian anggota gerak tubuhnya, bahkan pada penderita stroke yang diakibatkan oleh pecahnya pembuluh darah tidak dapat berbicara dan menggerakkan seluruh anggota tubuhnya. Dalam kondisi demikian, penderita stroke tidak dapat memenuhi kebutuhan sehari-hari dan harus bergantung kepada orang disekitarnya dalam melakukan aktivitas. Alat bantu seperti kursi roda dan *electric device* lainnya juga belum maksimal dirasakan manfaatnya oleh penderita stroke.

Sinyal EMG bersifat *subject specific* sehingga penderita stroke hanya perlu melakukan gerakan sesuai kemampuan aktivasi ototnya untuk menghasilkan sinyal EMG kemudian mengolahnya sebagai *input* sebuah perintah dalam mengoperasikan *electric device* yang ada tanpa harus bergantung dengan orang lain. Sebagai contoh, penderita stroke yang tidak dapat mengoperasikan kursi roda sendiri karena kedua tangannya mengalami lumpuh sebagian, hanya perlu menggerakkan telunjuknya untuk mengontrol arah atau laju gerak kursi roda, menggerakkan jempol atau kelingkingnya untuk mematikan lampu, merubah *channel* televisi dan hal kecil lainnya yang berhubungan dengan *electric device*.

Proses merekam sinyal EMG yang dihasilkan oleh sel-sel otot pada saat aktif bergerak maupun istirahat menggunakan elektroda-elektroda yang dipasang menempel pada permukaan kulit. Pada penelitian ini menggunakan *wearable device* jenis *surface* EMG yang diproduksi oleh Thelmic Lab sehingga tujuan penelitian yang memberikan efisien dan kemudahan pada penderita stroke dalam mengontrol *electric device* dapat tercapai. *Wearable device* ini bersifat *wireless* sehingga dapat dibawa kemana saja dan mudah dalam pemasangannya.

Raw sinyal EMG hasil perekaman memiliki pola yang acak dan mengandung banyak *noise* didalamnya. Sehingga dibutuhkan metodologi yang presisi dalam menganalisa dan mengklasifikasi sinyal EMG untuk digunakan sebagai media kontrol. Dalam penelitian ini sinyal EMG yang akan diklasifikasi merupakan hasil perekaman sinyal listrik otot-otot lengan bawah. *Raw* sinyal EMG yang didapat, terlebih dahulu dilakukan *pre-processing* dan ekstraksi fitur. Fitur yang diambil adalah *Time Domain* yang kemudian diklasifikasikan dengan metode KNN (*K-Nearest Neighbor*). *Output* dari penelitian ini merupakan hasil klasifikasi sinyal EMG pada lengan bawah yang pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan sebagai media kontrol kursi roda atau *electric device* lainnya.

1.2 Permasalahan

Berdasarkan latar belakang, penderita stroke mengalami gangguan pada sistem saraf geraknya sehingga tidak dapat melakukan aktivitas sehari-hari untuk dirinya sendiri, seperti penderita stroke yang menggunakan kursi roda tidak dapat mengoperasikan kur-

si roda dengan gerak tangannya yang terbatas atau *electric device* lainnya yang menunjang aktivitas sehari-hari belum maksimal dirasakan manfaatnya oleh penderita stroke. Adanya permasalahan tersebut, maka diterapkan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* untuk mengklasifikasikan sinyal EMG yang direkam menggunakan *wearable device* yang sudah ada dipasaran.

1.3 Tujuan

Tujuan utama dari tugas akhir ini adalah mengklasifikasikan respon sinyal otot lengan bawah (*forearm muscle*) dari *wearable device* menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* sehingga pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan sebagai media kontrol *electric device* yang memberikan kemudahan dan efisien bagi penderita stroke.

1.4 Batasan masalah

Untuk memfokuskan permasalahan yang akan diangkat maka dilakukan pembatasan masalah. Batasan-batasan masalah tersebut diantaranya adalah:

1. Menerima dan mengolah data sinyal respon otot lengan bawah dari *wearable device* jenis *surface EMG* yang telah ada dipasaran (merk: *Myo ArmBand*).
2. Pengambilan *sample* data pada dua responden orang normal yang tidak memiliki keterbatasan gerak dan dua responden penderita stroke yang diakibatkan oleh penyumbatan pembuluh darah (*iskemik*) dengan kondisi stroke sebagian pada anggota tubuhnya. Melakukan sepuluh gerakan dasar tangan.
3. Penelitian dilakukan hingga mendapatkan hasil klasifikasi sinyal EMG dan tidak sampai implementasi mengontrol *electric device*.
4. Proses klasifikasi dilakukan secara tidak *real-time* menggunakan metode KNN (*K-Nearest Neighbor*).

1.5 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian tugas akhir ini tersusun dalam sistematika dan terstruktur sehingga mudah dipahami dan dipelajari oleh pembaca maupun seseorang yang ingin melanjutkan penelitian ini. Alur sistematika penulisan laporan penelitian ini yaitu :

1. BAB I Pendahuluan

Bab ini berisi uraian tentang latar belakang permasalahan, penegasan dan alasan pemilihan judul, sistematika laporan, tujuan dan metodologi penelitian.

2. BAB II Dasar Teori

Pada bab ini berisi tentang uraian secara sistematis teori-teori yang berhubungan dengan permasalahan yang dibahas pada penelitian ini. Teori-teori ini digunakan sebagai dasar dalam penelitian, yaitu informasi terkait *electromyograph*, penyakit stroke, otot lengan bawah, teori ekstraksi fitur *time domain*, teori klasifikasi *k-nearest neighbor* dan teori-teori penunjang lainnya.

3. BAB III Perancangan Sistem dan Implementasi

Bab ini berisi tentang penjelasan-penjelasan terkait penelitian yang akan dilakukan dan langkah-langkah pengolahan data hingga menghasilkan nilai klasifikasi. Guna mendukung itu digunakanlah blok diagram atau *work flow* agar sistem yang akan dibuat dapat terlihat dan mudah dibaca untuk implementasi pada pelaksanaan tugas akhir.

4. BAB IV Pengujian dan Analisa

Bab ini menjelaskan tentang pengujian hasil penelitian yang dilakukan terhadap data dan analisisnya. Runtutan teknik pre-prosesing dan klasifikasi akan ditunjukkan hasilnya pada bab ini dan dilakukan analisa terhadap hasil klasifikasi.

5. BAB V Penutup

Bab ini merupakan penutup yang berisi kesimpulan yang diambil dari penelitian dan pengujian yang telah dilakukan. Saran dan kritik yang membangun untuk pengembangan lebih lanjut juga dituliskan pada bab ini.

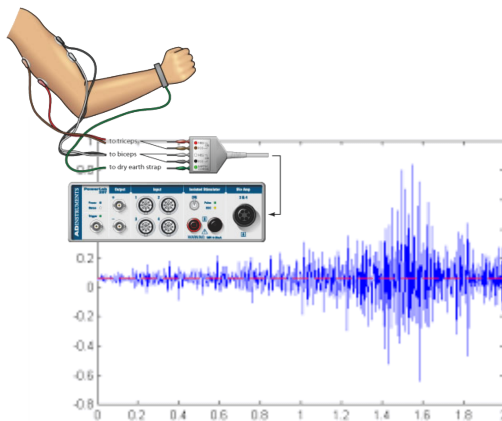
BAB 2

DASAR TEORI

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

2.1 *ELECTROMYOGRAPH* (EMG)

Sinyal *electromyograph* (EMG) banyak dikembangkan sebagai media kontrol *electric device* dan dalam bidang kedokteran digunakan sebagai alat bantu *prosthetic*. *Electromyography* sendiri merupakan teknik memantau dan merekam aktivitas sinyal listrik yang timbul saat otot dalam tubuh berkontraksi maupun beristirahat. Sinyal EMG dibentuk oleh keadaan fisiologis membran serat otot yang mendapat rangsangan melalui otot kontrol saraf. Sinyal EMG direkam dengan cara meletakkan elektroda-elektroda sebagai *receiver* pada permukaan kulit luar otot yang diamati. Proses perekaman sinyal EMG menggunakan *surface* elektroda dan pola sinyal hasil perekaman secara garis besar seperti pada gambar 2.1.



Gambar 2.1: Pengukuran dan hasil sinyal EMG

Sinyal yang diperoleh pada saat perekaman merupakan sinyal acak dari otot yang bergerak maupun beristirahat, memiliki frekuensi antara $20Hz - 500Hz$, tegangan $0 - 10mV$ dan terdapat amplitudo yang tinggi apabila terjadi kontraksi pada otot. Amplitudo sinyal EMG berada pada kisaran μV sampai mV tergantung pada berbagai faktor, misalnya jenis dan kondisi otot, penempatan serta jenis elektroda yang digunakan selama proses penelitian[4].

2.1.1 Gangguan pada Sinyal EMG

Sinyal EMG yang terekam dipengaruhi oleh *noise* atau gangguan yang terkandung didalamnya. Oleh karena itu, proses analisa dan klasifikasi sinyal EMG tergolong sulit dan rumit karena pola sinyal yang dipengaruhi sifat anatomi dan fisiologis otot. *Noise* pada sinyal EMG dikategorikan dalam beberapa jenis sebagai berikut[3]:

1. Gangguan Alat Elektronik

Setiap jenis peralatan elektronik selalu menghasilkan *noise* listrik dengan frekuensi yang dihasilkan berkisar dari $0Hz$ sampai beberapa ribu Hz . Alat yang digunakan untuk merekam sinyal EMG dibedakan menjadi dua jenis berdasarkan bentuknya, yaitu *intramuscular* dan *surface* EMG. Jenis *intramuscular* EMG atau elektroda jarum merupakan elektroda berbentuk kawat halus yang diletakkan didalam otot (*invasive*), sedangkan jenis *surface* EMG berbentuk lempeng diletakkan pada permukaan kulit otot yang diamati sehingga aplikasinya lebih diterima dalam bidang klinis dan fisiologis karena dirasa lebih sederhana dan tidak menyakitkan (*non-invasive*). *Surface* EMG pada umumnya terbuat dari perak/perak klorida dan berukuran $10 \times 1mm$ yang menghasilkan rasio *signal-to-noise* yang tinggi dan elektrik yang relatif stabil. Semakin besar ukuran elektroda maka semakin turun nilai impedansi *noise*, namun jika terlalu besar ukuran elektroda juga dapat menurunkan kualitas sinyal. Pada penelitian dengan kekuatan sinyal statik tinggi disarankan menggunakan elektroda berukuran besar, sebaliknya jika dalam penelitian yang digunakan sinyal dengan kekuatan statik rendah maka elektroda yang digunakan berukuran kecil.

2. Gerakan Artifak

Gerakan Artifak adalah gangguan yang dihasilkan oleh gerak kabel yang menghubungkan elektroda ke amplifier dan elektroda dengan kulit. Sinyal EMG direkam dengan meletakkan elektroda pada permukaan kulit otot yang diamati dan pada saat berkontraksi panjang otot berkurang diikuti dengan perubahan gerak kulit pada elektroda. Gerakan inilah yang dinamakan dengan gerak artifak. Gerakan Artifak juga dapat terjadi karena adanya perbedaan potensial pada kulit. Besar frekuensi yang dihasilkan oleh gangguan jenis ini biasanya berkisar $1 - 10\text{Hz}$ dan memiliki tegangan sebanding dengan amplitudo dari sinyal asli EMG. Beberapa cara dapat dilakukan dalam menghilangkan gangguan gerakan artifak, misalnya dengan menggunakan lapisan gel konduktif sebagai elektroda tersembunyi pada permukaan kulit dan elektroda.

3. *Cross Talk*

Dikatakan sebagai *noise cross talk* adalah sinyal EMG yang diperoleh dari otot yang tidak diteliti sehingga dapat mempengaruhi informasi sinyal. Bentuk sinyal *cross talk* berbeda dengan sinyal yang terdeteksi secara langsung pada permukaan otot yaitu memiliki *bandwidth* yang lebih luas. Terjadinya *cross talk* dipengaruhi oleh parameter fisiologis seperti ketebalan lemak, generasi dari komponen sinyal tidak merambat karena hilangnya potensi aksi intraseluler pada tendon yang dapat diminimalkan dengan memperhitungkan ukuran dan jarak elektroda terhadap kulit.

4. Elektromagnetik

Radiasi elektromagnetik menjadi salah satu jenis gangguan dengan nilai amplitudo mencapai tiga kali lebih besar dari sinyal EMG. Radiasi elektromagnetik timbul karena tubuh manusia yang terus menerus dialiri oleh listrik dan magnet. Untuk menghilangkannya dapat menggunakan metode *High Pass Filter* jika frekuensi *noise* sangat tinggi.

2.1.2 Faktor Timbulnya Sinyal EMG

Sinyal listrik atau sinyal EMG timbul melalui beberapa proses, yaitu *resting membrane potensial*, *muscle fiber action potensial*, potensial aksi unit motor dan pengukuran sinyal EMG[5].

1. *Resting Membrane Potensial*

Sistem saraf pada tubuh manusia menggunakan perbedaan ion untuk berkomunikasi. Perbedaan konsentrasi ion pada saat istirahat antara serabut otot dalam dan luar kira-kira sebesar $-90mV$ dan menimbulkan transportasi ion *ion pumps*. Transportasi ion pada serabut saraf dapat diukur dengan menggunakan elektroda.

2. *Muscle Fiber Action Potensial*

Ketika potensial aksi menjalar sepanjang *axon* serabut otot, maka pada sambungan *neuromuscular* dikeluarkan *neuro transmitter acetylcholine* yang menyebabkan potensial aksi pada serabut otot. Perbedaan potensial antara dalam dan luar serabut otot yang semula $-90mV$ menjadi sekitar $20 - 50mV$ sehingga terjadi kontraksi serabut otot. Potensial aksi ini akan menjalar pada seluruh membran serabut otot. Sinyal dapat dihasilkan dan diukur jika serabut otot dalam keadaan aktif, hal ini disebut *a muscle fibre action potential* (MFAP).

3. *Potensial Aksi Unit Motor*

Aktivasi dari sebuah neuron motor alpha menyebabkan kontraksi serabut otot yang menimbulkan potensial aksi membentuk sinyal listrik. Sinyal listrik ini disebut sebagai potensial aksi unit motor (MUAP) yang diukur ketika sebuah unit motor diaktivasi.

4. *Pengukuran Sinyal EMG*

Sebuah sinyal EMG berasal dari beberapa unit motor dan didefinisikan sebagai jumlah dari semua MUAP ditambah *noise* dan *artefact*. Ada beberapa tipe elektroda yang digunakan untuk mengukur sinyal EMG, yaitu *needle electrodes*, *fine-wire electrodes*, dan *surface electrodes*

2.1.3 Alat Perekam Sinyal EMG

Alat perekam sinyal EMG disebut *electromyogram* yang terdiri dari elektroda-elektroda. Elektroda adalah transduser yang digunakan sebagai media pendeteksi adanya sinyal EMG yang diletakkan secara langsung pada permukaan kulit. Sinyal yang ditangkap meliputi daerah yang diberikan elektroda, akibatnya sinyal yang diperoleh seperti sinyal acak karena proses kontraksi dan relaksasi tiap-tiap otot gerak pada daerah tersebut tidak bersamaan. Media

pengukur sinyal EMG terdapat dua macam yaitu elektroda jarum (*intramuscular*) untuk mengukur aktivitas unit motoris tunggal dan elektroda permukaan (*surface*) untuk mengukur unit-unit motoris.

Elektroda permukaan paling banyak digunakan dalam penelitian atau bidang medis. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan elektroda jenis *surface* yang sudah ada dipasaran yaitu *Myo ArmBand* diproduksi oleh Thalmic Labs. Gambar 2.2 adalah wujud dari alat perekam sinyal EMG yang memiliki bentuk menyerupai jam tangan dengan lempeng elektroda yang mampu merekam setiap aktivitas sinyal otot pada pergelangan tangan hingga lengan bawah diatas siku. *Myo Armband* dapat langsung terhubung dengan perangkat keras menggunakan *bluetooth*. Pada *Myo ArmBand* terdapat delapan lempeng elektroda, tiga aksis sensor *gyroscope* dan tiga aksis sensor *accelerometer*[6].



Gambar 2.2: *Myo ArmBand* sebagai perekam sinyal EMG

Pemilihan *Myo ArmBand* sebagai alat penelitian karena memiliki beberapa keunggulan dibandingkan alat perekam sinyal yang lain, seperti tidak memerlukan kabel untuk terhubung dengan komputer karena konektivitasnya menggunakan *bluetooth*, hal ini juga memberikan kemudahan dan kenyamanan dalam proses pemasangan alat, tidak terbatas pada ukuran atau bentuk tangan manusia yang berbeda. Hasil sinyal EMG yang terekam oleh *Myo ArmBand* memiliki nilai *noise* yang sangat kecil yaitu jauh dibawah ambang *threshold*. Data sinyal EMG direkam secara terus-menerus oleh delapan *channel Myo ArmBand* dengan banyak data sebesar 200 data

dalam satu detik atau $200Hz$ [6]. Namun, besarnya nilai *sampling rate* dapat disesuaikan sesuai dengan keinginan peneliti. Pada penelitian ini penulis menggunakan *sampling rate* sebesar $20Hz$.

2.2 STROKE

Stroke menurut WHO (*World Health Organization*) didefinisikan sebagai suatu gangguan fungsional otak yang terjadi secara mendadak dengan tanda dan gejala klinik baik fokal maupun global yang berlangsung lebih dari 24 jam dan dapat menimbulkan kematian yang disebabkan oleh gangguan peredaran darah ke otak. Stroke merupakan penyakit serius yang dapat menyebabkan kelumpuhan sebab penyakit ini menyerang syaraf tubuh. Stroke dikenal juga dengan istilah *Retinal Artery Occlusion* kondisi dimana otak tidak mendapatkan pasokan darah dengan maksimal akibat dari pembuluh darah yang tersumbat ataupun adanya pembuluh darah yang pecah. Kurangnya pasokan darah ke otak mengakibatkan kerusakan sel-sel dalam otak sehingga tubuh menjadi lumpuh[1]. Di Indonesia stroke menjadi penyakit nomor tiga yang mematikan setelah jantung dan kanker. Jumlah penderita stroke setiap tahunnya juga terus meningkat, beberapa diantaranya membutuhkan orang lain untuk melakukan aktivitas pribadi, membutuhkan bantuan orang lain untuk dapat berjalan, sehingga tidak sedikit yang kehilangan pekerjaannya.

2.2.1 Penyebab Stroke

Penyakit stroke terjadi ketika darah ke otak terhambat sehingga nutrisi dan oksigen untuk otak tidak didapatkan dengan maksimal karena itu sel-sel dalam mati. Hal ini dapat terjadi karena adanya penyumbatan atau pembuluh darah yang pecah. Faktor pemicu terjadinya stroke oleh lima hal yaitu *trombosis serebral*, *emboli serebri*, *hemoragik*, *hipoksia* umum dan *hipoksia* lokal[7][1].

1. *Trombosis serebral*, terjadi pada pembuluh darah yang mengalami oklusi menyebabkan *iskemia* jaringan otak yang dapat menimbulkan edema dan kongesti di sekitarnya. *Trombosis* terjadi pada orang tua yang sedang atau bangun tidur karena penurunan aktivitas simpatis dan penurunan tekanan darah

yang dapat menyebabkan *iskemia serebri*. Tanda dan gejala *neurologis* sering kali memburuk dalam 48 jam setelah terjadinya *thrombosis*. Beberapa keadaan di yang mengakibatkan *trombosis* otak yaitu *aterosklerosis*, *hiperkoagulasi* pada *polisitema*, *arteritis*, robeknya arteri dan gangguan darah.

2. *Emboli serebri*, merupakan penyumbatan pembuluh darah otak oleh bekuan darah, lemak, dan udara. Pada umumnya *emboli* berasal dari *thrombus* di jantung yang terlepas dan menyumbat sistem *arteri serebri*. *Emboli* tersebut berlangsung cepat dan gejala timbul kurang dari 10-30 detik.
3. *Hemoragik*, perdarahan *intracranial* dan *intracerebri* meliputi perdarahan di dalam ruang *subarachnoid* atau di dalam jaringan otak sendiri. Perdarahan ini dapat terjadi karena *aterosklerosis* dan *hipertensi*. Pecahnya pembuluh darah otak menyebabkan perembesan darah ke dalam parenkim otak yang dapat mengakibatkan penekanan, pergeseran, dan pemisahan jaringan otak yang berdekatan, sehingga otak akan membengkak, jaringan otak tertekan sehingga terjadi *infark* otak, edema, dan herniasi otak.
4. *Hipoksia* merupakan kondisi jaringan tubuh yang mengalami kekurangan oksigen diakibatkan karena kadar oksigen dalam darah yang jauh dibawah normal atau disebut *hipoksemia*. Terdapat dua kategori yaitu *hipoksia* umum yang biasanya diakibatkan oleh hipertensi parah, henti jantung paru dan denyut jantung turun akibat aritmia dan *hipoksia* lokal yang diakibatkan *spasme arteri serebri* disertai perdarahan *subarachnoid* dan *vasokonstriksi arteri* otak disertai sakit kepala migren.

2.2.2 Klasifikasi Stroke

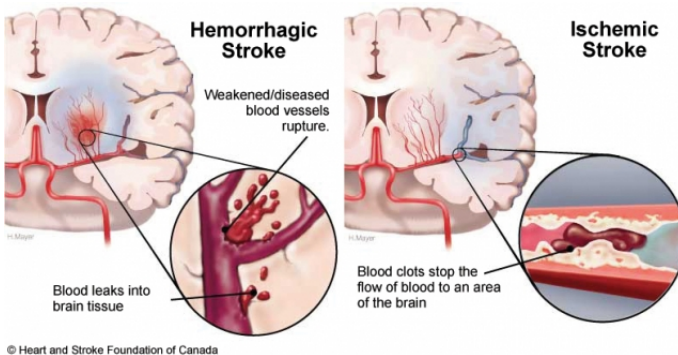
Terdapat bermacam-macam klasifikasi stroke yang berdasarkan pada gambaran klinik, patologi anatomi, sistem pembuluh darah dan stadiumnya. Pentingnya klasifikasi pada penyakit stroke berhubungan dengan cara pengobatan yang berbeda-beda. Gambar 2.3 merupakan dua klasifikasi stroke bila dibedakan menurut patologi dari serangan stroke yaitu *stroke hemoragik* dan *stroke iskemik*[7][1].

1. *Stroke Hemoragik*

Merupakan disfungsi *neurologis* fokal yang akut dan disebabkan oleh perdarahan primer substansi otak yang terjadi secara spontan bukan oleh trauma kapitis melainkan karena pecahnya pembuluh darah arteri, vena, dan kapiler. Seseorang yang mengalami *stroke hemoragik* kesadarannya menurun. Yang termasuk *stroke hemoragik* antara lain perdarahan intraserebral dan perdarahan subaraknoid.

2. *Stroke Iskemik*

Stroke Iskemik terjadi akibat penutupan aliran darah ke sebagian otak tertentu, maka terjadi serangkaian proses patologi pada daerah iskemik. Perubahan ini dimulai dari tingkan seluler berupa perubahan fungsi dan struktur sel yang diikuti dengan kerusakan fungsi dan integritas susunan sel yang berakhir dengan tidak fungsinya neuron. *Stroke Iskemik* diantaranya *Transient Ischemic Attact (TIA)*, *Trombosis Serebri*, dan *Emboli Serebri*



Gambar 2.3: Dua tipe penyakit *stroke*[1]

Klasifikasi stroke dibedakan menurut perjalanan penyakit atau stadiumnya meliputi:

1. TIA, gangguan *neurologis* lokal yang terjadi selama beberapa menit sampai beberapa jam saja. Gejala yang timbul akan hilang dengan spontan dan sempurna dalam waktu kurang dari 24 jam.

2. *Stroke in-evolusi*, *stroke* yang terjadi masih terus berkembang, gangguan *neurologis* terlihat semakin berat dan bertambah buruk. Proses dapat berjalan 24 jam atau beberapa hari.
3. *Stroke Completed*, gangguan *neurologis* yang timbul sudah menetap atau permanen. Sesuai dengan istilah komplet dapat diawali oleh serangan TIA berulang.

2.3 OTOT LENGAN BAWAH

Rangka manusia disusun oleh kumpulan sel-sel otot yang memiliki panjang rata-rata 10cm, berdiameter 10 – 100 μ m, dan memiliki banyak inti sehingga termasuk fusi dari rumpun sel-sel mesodermal. Otot yang mempengaruhi gerak rangka manusia disebut otot lurik, dimana memiliki sifat tidak sadar dan tidak teratur karena aktifitasnya bergantung pada kehendak pelaku. Prinsip kerja otot lurik atau otot gerak secara garis besar sama dengan otot jantung, perbedaannya pada otot gerak tidak memiliki sifat otomatisitas dimana pemicu rangsangan berasal dari otak kemudian disalurkan melalui syaraf.

Dimensi tubuh dibagi menjadi dua bagian, yaitu bagian atas (*upper extremity*) dan bagian bawah (*lower extremity*). Otot-otot *upper extremity* adalah otot yang menempel pada skapula ke dada dan berpengaruh terhadap Bergeraknya lengan bawah, pergelangan tangan, dan tangan. Bagian tubuh yang termasuk *upper extremity*, yaitu kepala, tangan, lengan atas, lengan bawah, bahu, *aksilla*, *regio pectoral*, *skapula*[8]. Otot yang menggerakkan lengan bawah terletak disepanjang humerus, meliputi: *brachii triceps*, *brachii biceps*, *brakialis* dan *brakioradialis*.

Terdapat lebih dari 20 otot yang mempengaruhi gerak pergelangan, tangan, dan gerakan jari terletak disepanjang lengan bawah. Secara umum otot penyusun lengan bawah ditampilkan pada Gambar 2.4. Dibawah ini merupakan otot-otot yang menyusun lengan bawah:

1. Kompartemen dangkal (*Superficial Compartment*)

Lapisan *Superficial* dari lengan *posterior* berisi tujuh otot yang berasal dari tendon umum *epikondilus lateral*. Empat dari otot-otot tersebut adalah *Ekstensor karpi radialis brevis*, *Ekstensor digitorum*, *extensor carpi ulnaris*, dan *Ekstensor digiti minimi*. Sedangkan otot-otot dangkal di *compartment*

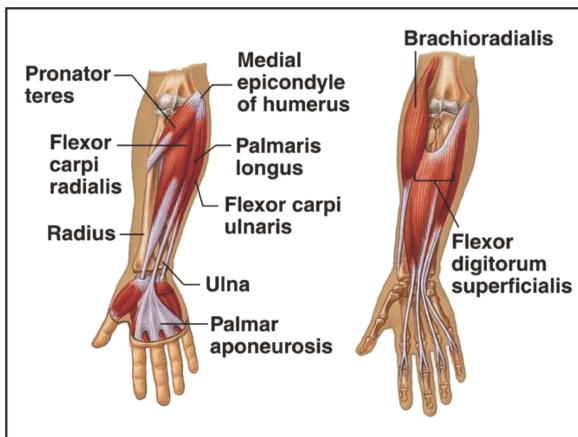
anterior adalah *flexor carpi ulnaris*, *palmaris longus*, *fleksor carpi radialis* dan *pronator teres*. Semua berasal dari tendon epikondilus medial humerus.

2. Kompartemen Menengah (*Intermediate Compartment*)

Flexor digitorum superficialis adalah satu-satunya penyusun otot *compartment* tengah, digolongkan sebagai otot dangkal. Otot bagian ini berada di lengan bawah. Median saraf dan arteri ulnaris melewati antara dua pangkal lengan hingga *posterior*.

3. Kompartemen Dalam/Jauh (*Deep Compartment*)

Terdapat tiga otot di lengan bawah (*forearm*) pada bagian *anterior* dalam, yaitu *flexor digitorum profundus*, *flexor pollicis longus*, dan *pronator quadratus*.



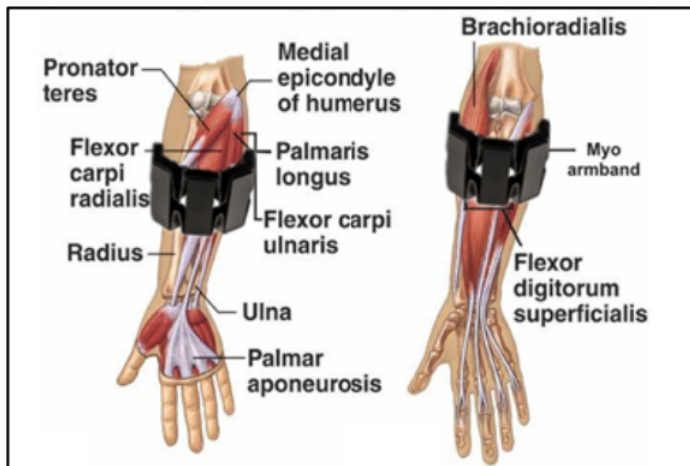
Gambar 2.4: Otot Lengan bawah.[2]

2.3.1 Kontraksi Otot

Kontraksi otot sadar memerlukan stimulan dari sistem saraf pusat otak dan *spinal cord* (yang menghubungkan otak dengan tubuh). Kemudian sistem syaraf tepi (*peripheral nervous system*) yang terdiri dari serabut syaraf (*axon*) bertugas meneruskan impuls dari dan ke sistem syaraf pusat. Ketika potensial aksi timbul, maka dilepaskan *neurotransmitter acetylcholine*. Kemudian terjadi pengu-

rangan *polarisasi* antara penerima stimulan *acetylholine* di dalam membran sel dari serabut otot dan membran serabut otot. Unit-unit motor akan aktif secara berulang-ulang. Kecepatan pelepasan *neurotraansmitter acetylholine* tergantung bermacam-macam faktor seperti tingkatan kontraksi, ukuran otot, *axonal damage*. Besar frekuensi pelepasan dari unit-unit motor diantara 5 – 50Hz[5].

2.3.2 Letak MyoArm pada Otot Lengan Bawah



Gambar 2.5: Peletakan *Myo ArmBand*[2]

Dalam penelitian ini tidak semua otot dalam lengan bawah menjadi objek yang diamati. Otot yang berkontraksi bergantung dengan gerakan yang dilakukan selama proses perekaman dan peletakan *Myo ArmBand* sebagai alat perekam sinyal. Pada gambar 2.5 menampilkan tataletak pemasangan *Myo ArmBand* pada lengan bawah beserta otot apa saja yang terekam pada delapan *channel* tersebut[2].

Myo ArmBand jika diletakkan pada lengan bawah tangan sebelah kanan maka delapan *channel* terletak pada otot:

- a. *Channel 1* terletak pada otot *Flexor Carpi Ulnaris*
- b. *Channel 2* terletak pada otot *Extensor Carpi Ulnaris*
- c. *Channel 3* terletak pada otot *Extensor Carpi Radialis*
- d. *Channel 4* terletak pada otot *Flexor Digitorum Superficialis*
- e. *Channel 5* terletak pada otot *Brachioradialis*
- f. *Channel 6* terletak pada otot *Flexor Carpi Radialis*
- g. *Channel 7* terletak pada otot *Palmaris Longus*
- h. *Channel 8* terletak pada otot *Flexor Digitorum Profundus*

Pada lengan bawah tangan kiri letak delapan *channel* tidak jauh berbeda dengan sebelah kanan sebagai berikut:

- a. *Channel 1* terletak pada otot *Palmaris Longus*
- b. *Channel 2* terletak pada otot *Flexor Carpi Radialis*
- c. *Channel 3* terletak pada otot *Brachioradialis*
- d. *Channel 4* terletak pada otot *Flexor Digitorum Superficialis*
- e. *Channel 5* terletak pada otot *Extensor Carpi Radialis*
- f. *Channel 6* terletak pada otot *Extensor Carpi Ulnaris*
- g. *Channel 7* terletak pada otot *Flexor Carpi Ulnaris*
- h. *Channel 8* terletak pada otot *Flexor Digitorum Profundus*

2.4 TIME DOMAIN

Ekstraksi Fitur *Time domain* adalah metode yang paling banyak digunakan dalam pengolahan sinyal EMG. Kelebihan utamanya adalah kecepatan dalam proses perhitungannya yang tidak memerlukan transformasi matematika rumit. Fitur *time domain* membangun struktur berdasarkan pada amplitudo sinyal EMG sehingga sangat sensitif terhadap *noise*. Berdasarkan sifat matematikanya, *time domain* dibagi menjadi empat jenis yaitu metode energi dan kompleksitas informasi, metode informasi frekuensi, metode model prediksi dan metode waktu ketergantungan. Berikut merupakan definisi matematika ekstraksi fitur *time domain* [9]:

1. MAV (*Mean Absolute Value*)

MAV merupakan nilai rata-rata sinyal absolute EMG. Dengan diketahui bahwa banyaknya data sinyal merupakan N dan x_i merupakan sinyal EMG.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2.1)$$

2. VAR (*Variance*)

VAR merupakan tingkat keragaman nilai data digunakan untuk mengukur dan mengetahui seberapa jauh dan bagaimana penyebaran data dalam distribusi data.

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.2)$$

3. IEMG (*Integreted EMG*)

IEMG merupakan hasil penjumlahan semua nilai absolute sinyal EMG pada tiap *channel*.

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_1| \quad (2.3)$$

4. RMS (*Root Mean Square*)

RMS merupakan akar dari nilai rata-rata dari suatu fungsi yang dikuadratkan.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_1^2} \quad (2.4)$$

5. WL (*Waveform Length*)

WL merupakan ukuran gabungan amplitudo sinyal, frekuensi dan durasi yang menggambarkan kompleksitas sinyal.

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (2.5)$$

6. WAMP *Willison Amplitude*

WAMP merupakan nilai WL yang dikalikan dengan nilai f dengan syarat tertentu terhadap nilai sinyal.

$$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} f |x_{i+1} - x_i| \quad (2.6)$$

$$f = \begin{cases} 1, & x \leq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

2.5 K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

KNN atau *K-Nearest Neighbor* adalah sebuah metode yang menggunakan algoritma *supervised* dimana melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data *training* yang memiliki jarak terdekat dengan objek atau data *testing*. Metode ini sangatlah sederhana karena tidak membutuhkan model klasifikasi khusus untuk mencocokkan jarak antara data *training* dan data *testing*, prinsip kerjanya berdasarkan memori[10].

Data *training* diproyeksikan kedalam ruang-ruang vektor, dimana setiap ruang vektor merepresentasikan fitur klasifikasi setiap data yang dideskripsikan dengan atribut numerik (*ground truth*). Titik data *training* pada ruang vektor ditandai dengan *c*. Jika sebuah data yang tidak diketahui labelnya diberikan data (*testing*), maka KNN akan mencari *k* buah nilai data *training* yang jaraknya paling dekat dengan data *input* tersebut pada ruang vektor[11]. Jarak antara data *training* dan data *testing* dapat dihitung berdasarkan *Euclidean Distance* dengan rumus matematika sebagai berikut:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (2.7)$$

D : *Euclidean Distance*

a,b : Data *Training* dan Data *Testing*

k : jumlah tetangga

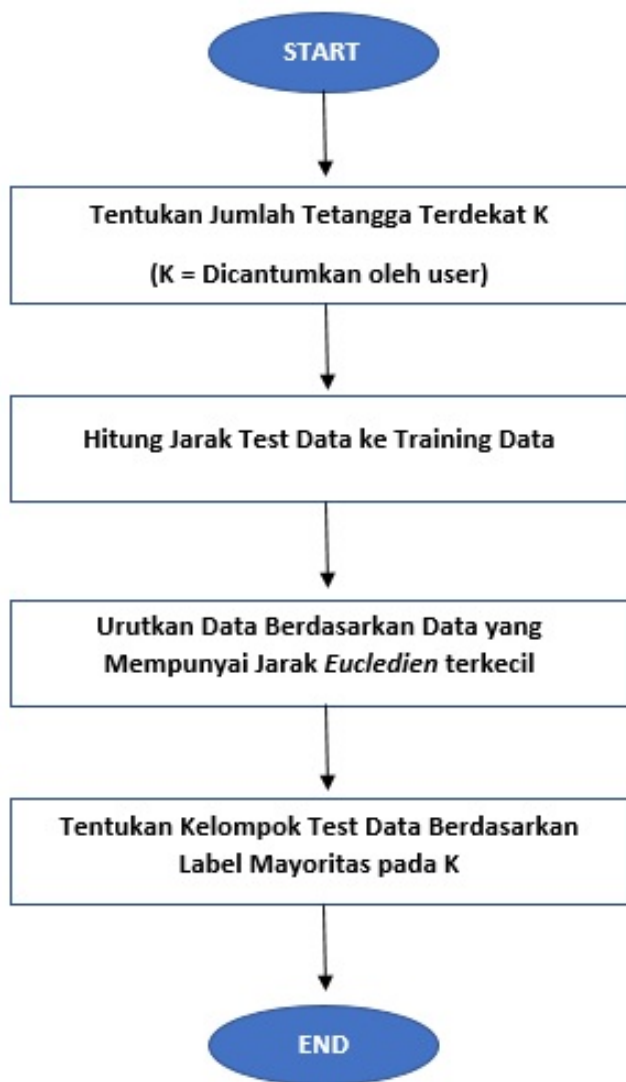
d : maksimal jumlah tetangga yang diberikan

Pada tahap *learning*, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur pada tahap klasifikasi, kemudian pada tahap *testing* jarak dari vektor yang baru terhadap seluruh vektor data *training* dihitung dan sejumlah *k* yang paling dekat diambil. *K* data *training* terdekat akan melakukan *voting* untuk menentukan label mayoritas. Label data *testing* akan ditentukan

berdasarkan label mayoritas dan jika terdapat lebih dari satu label mayoritas maka dipilih secara acak antara label mayoritas tersebut.

Menentukan nilai k terbaik pada algoritma ini bergantung dengan data yang ada. Secara umum, nilai k yang tinggi akan mengurangi *noise* pada hasil klasifikasi namun juga dapat membuat batasan setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Menentukan nilai k yang bagus dapat dipilih dengan optimasi parameter menggunakan *cross-validation*. Ketepatan algoritma KNN sangat dipengaruhi oleh ada atau tidaknya fitur yang tidak relevan atau bobot fitur tidak setara dengan relevansi hasil klasifikasi. Penelitian terhadap algoritma ini sebagian besar mengenai pemilihan dan pemberian bobot nilai terhadap fitur sehingga menghasilkan klasifikasi yang baik.

Kelebihan dari metode ini adalah memiliki ketangguhan terhadap data *training* yang memiliki banyak *noise* dan sangat efektif pada data yang besar. Sedangkan kekurangan dari metode klasifikasi ini adalah diperlukan nilai parameter k (jumlah tetangga terdekat), *training* berdasarkan jarak atau atribut yang tidak jelas jenis dari jarak yang digunakan untuk mendapat nilai akurasi tinggi dan biaya komputasi yang cukup tinggi karena memerlukan perhitungan jarak dari setiap *query instance* pada data *training*. Gambar 2.6 merupakan tahapan proses klasifikasi KNN secara garis besar.

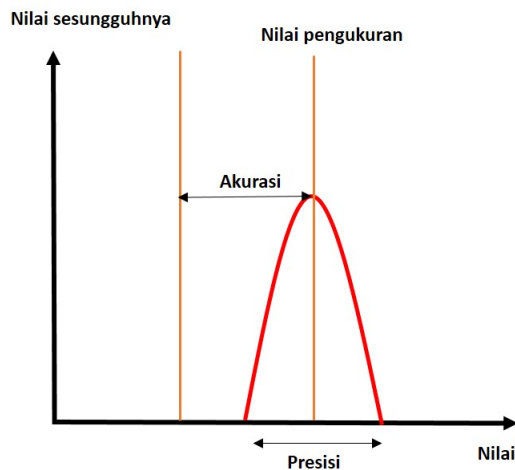


Gambar 2.6: Flowchat klasifikasi KNN

2.6 PENGUJIAN AKURASI

Teknik pengujian dilakukan terhadap hasil klasifikasi KNN yang dilakukan. Untuk mengetahui seberapa besar hasil klasifikasi dibutuhkan metode perhitungan hasil yaitu akurasi. Akurasi dekat kaitannya dengan presisi. Akurasi didefinisikan sebagai tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya, sedangkan presisi menunjukkan kedekatan perbedaan nilai pada saat dilakukan pengukuran. Ilustrasi perbedaan antara presisi dan akurasi ditunjukkan pada Gambar 2.7 . Perhitungan akurasi dinyatakan dalam persamaan:

$$Akurasi = \frac{\text{Banyak data yang diklasifikasikan benar}}{\text{Jumlah data yang diklasifikasikan}} \times 100\% \quad (2.8)$$



Gambar 2.7: Perbedaan akurasi dan presisi

Halaman ini sengaja dikosongkan

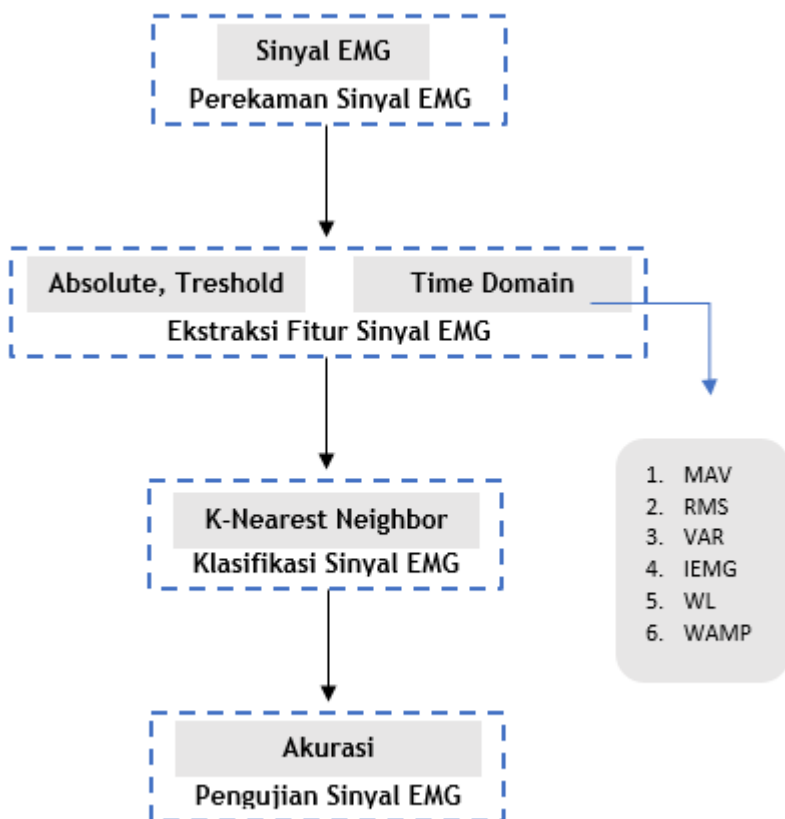
BAB 3

DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

Penelitian ini dilaksanakan sesuai dengan desain sistem berikut dengan implementasinya. Desain sistem merupakan konsep dari pembuatan dan perancangan infrastruktur dan kemudian diwujudkan dalam bentuk blok-blok alur yang harus dikerjakan. Pada bagian implementasi merupakan pelaksanaan teknis untuk setiap blok pada desain sistem.

3.1 Desain Sistem

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan perubahan sinyal otot lengan bawah sehingga dapat digunakan sebagai media kontrol *electric device* oleh penderita stroke. Sinyal gerak atau sinyal EMG direkam menggunakan *electromyogram* jenis *surface* EMG yang diproduksi oleh Thalmic Labs yaitu *Myo ArmBand* pada orang normal yang tidak memiliki keterbatasan gerak otot dan penderita stroke. *Raw* sinyal EMG hasil perekaman masih mengandung banyak *noise* dan nilai acak yang memerlukan proses untuk mengenali pola atau fitur sinyal tersebut. Tahap pre-prosesing yaitu melakukan penghilangan *noise* pada sinyal EMG tidak dilakukan karena pada alat yang digunakan untuk merekam sinyal EMG sudah terdapat *filter noise reduction* yang membuat besaran nilai *noise* jauh dibawah ambang *threshold*. Sedangkan pada tahap pengenalan pola sinyal EMG disebut dengan tahap ekstraksi fitur. Metode yang digunakan dalam tahap ini adalah *absolute*, *threshold* dan *time domain* dengan memperhatikan nilai amplitudo sinyal EMG. Nilai-nilai fitur yang sudah didapat, kemudian dikelompokkan berdasarkan vektor ruang fiturnya dan diklasifikasi menggunakan metode KNN (*K-Nearest Neighbor*). Sistem kerja KNN adalah dengan mencari jarak terdekat data input dengan data yang sudah ada. Secara garis besar, desain sistem dalam proses klasifikasi ini dapat dilihat pada blok diagram Gambar 3.1



Gambar 3.1: Blok Diagram Penelitian

3.2 Implementasi Sistem

3.2.1 Perekaman Sinyal EMG

Perekaman sinyal EMG dilakukan pada orang normal yang tidak memiliki gangguan aktivasi otot dan penderita stroke. Jumlah responden yang digunakan sebagai subjek penelitian berjumlah dua orang normal dan dua orang penderita stroke, dengan usia antara 20-50 tahun, berjenis kelamin laki-laki dan perempuan. Pemaparan responden penderita stroke sebagai berikut:

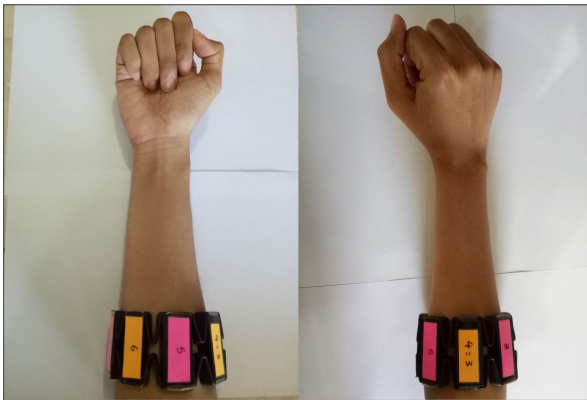
Dua responden penderita stroke yang dilibatkan dalam penelitian ini tergolong dalam jenis stroke *iskemik* dimana terdapat penyumbatan pada pembuluh darah yang mengakibatkan gangguan pada sistem saraf gerak. Meskipun kedua responden memiliki kesamaan pada patologi serangannya namun, riwayat perjalanan atau stadium stroke yang dialami keduanya berbeda.

1. responden stroke pertama telah mengalami serangan stroke yang kedua pada pertengahan tahun 2016 dan kondisi saat perekaman sudah pada tahap pemulihan. Stroke yang dialami pada sebagian anggota tubuh sebelah kanan sedangkan bagian tubuh sebelah kiri terserang stroke pada serangan yang pertama. Responden stroke masih dapat berjalan namun susah untuk menggerakkan tangan dan jari-jari sebelah kanan. Meskipun sudah pada tahap pemulihan namun responden masih tidak dapat melakukan gerakan dasar seperti menggenggam dengan maksimal seperti orang normal.
2. responden stroke kedua mengalami serangan stroke pada Mei 2017 sehingga kondisinya masih lebih parah dibandingkan responden pertama. Stroke yang dialami pada tubuh bagian sebelah kanan. Responden ini tidak dapat berjalan dan hanya duduk dikursi roda. Untuk menggerakkan tangan sebelah kanan responden sangat mengalami kesusahan dan keterbatasan namun masih bisa melakukan gerakan yang diujikan.

Dalam proses perekaman sinyal, setiap responden melakukan sepuluh gerakan dasar yaitu *wave right*/kanan, *wave left*/kiri, mengacungkan telunjuk, mengacungkan jempol, jari dua, jempol-telunjuk, hai 3, kelingking, tap dan up seperti pada Gambar 3.5 dan Gambar 3.6 . Pada saat kondisi tangan sedang istirahat juga

dilakukan perekaman agar dapat diketahui pola perbedaan aktivitas otot saat berkontraksi maupun berelaksasi. Masing-masing gerakan dilakukan sebanyak 10 kali oleh semua responden, namun untuk lama perekamannya disesuaikan dengan kondisi responden. Untuk orang normal perekaman dilakukan selama 10 detik setiap gerakan sedangkan pada penderita stroke selama 5 detik.

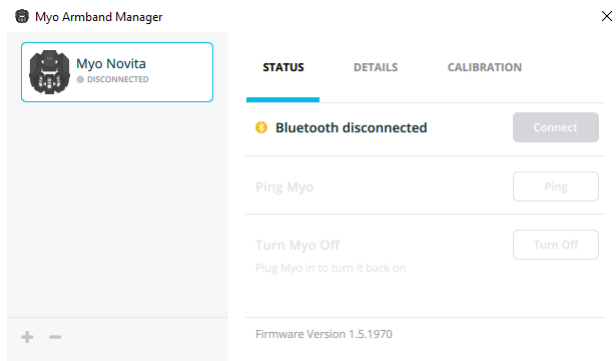
Pengambilan data ini dapat dilakukan pada tangan sebelah kanan maupun sebelah kiri yang perlu diperhatikan adalah posisi peletakkannya menurut otot yang akan diteliti agar mengurangi *noise* sinyal EMG dari otot yang tidak diinginkan. Peletakan *Myo ArmBand* pada responden ditunjukkan pada Gambar 3.2. Konektivitas *Myo ArmBand* dengan komputer menggunakan aplikasi yang sudah disediakan oleh Thalmic Labs seperti pada Gambar 3.3.



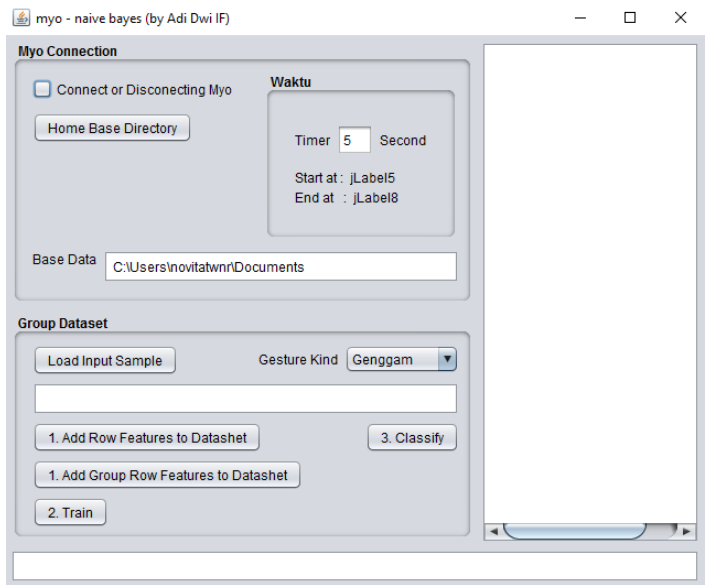
Gambar 3.2: Pemasangan *Myo ArmBand* pada responden

Perekaman sinyal EMG menggunakan *listener* program berbasis java seperti pada Gambar 3.4. Pada program tersebut dikonfigurasi untuk merekam sinyal EMG dengan *sampling rate* 20Hz atau merekam sinyal sebanyak 20 data dalam 1 detik. Dalam program tersebut, peneliti dapat mengatur seberapa lama suatu gerakan direkam dan data hasil rekaman disimpan pada direktori yang diinginkan. Data sinyal EMG berupa file dengan format (.zing) yang berisi barisan angka dengan keterangan waktu pengambilan setiap data. Angka-angka pada file tersebut memuat nilai besarnya

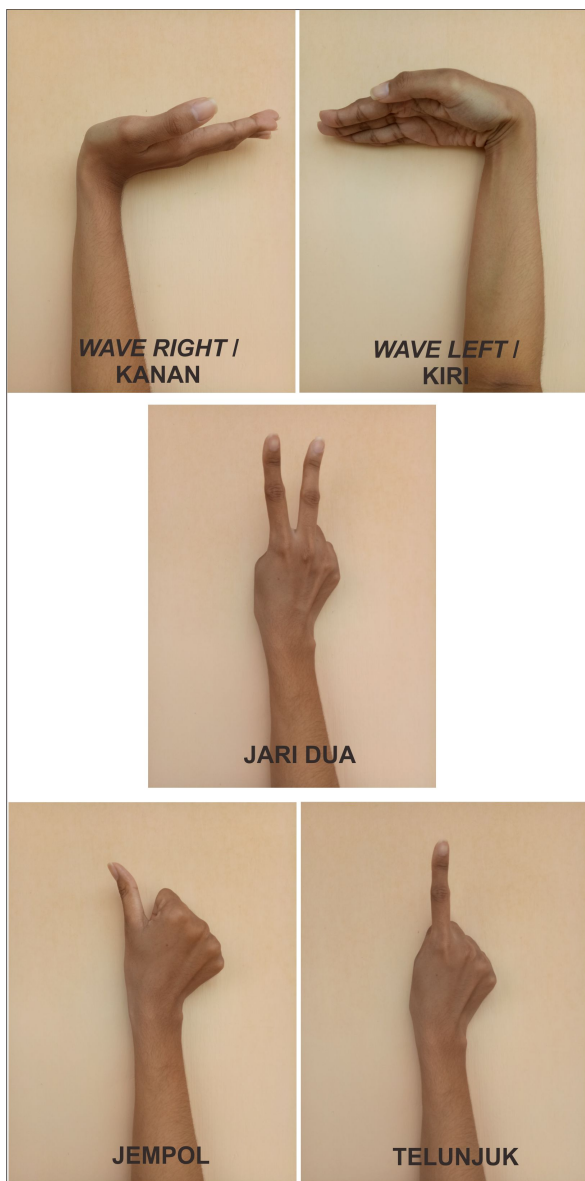
tegangan untuk masing-masing *channel* 1 hingga *channel* 8 secara berurutan yang dipisahkan dengan (;).



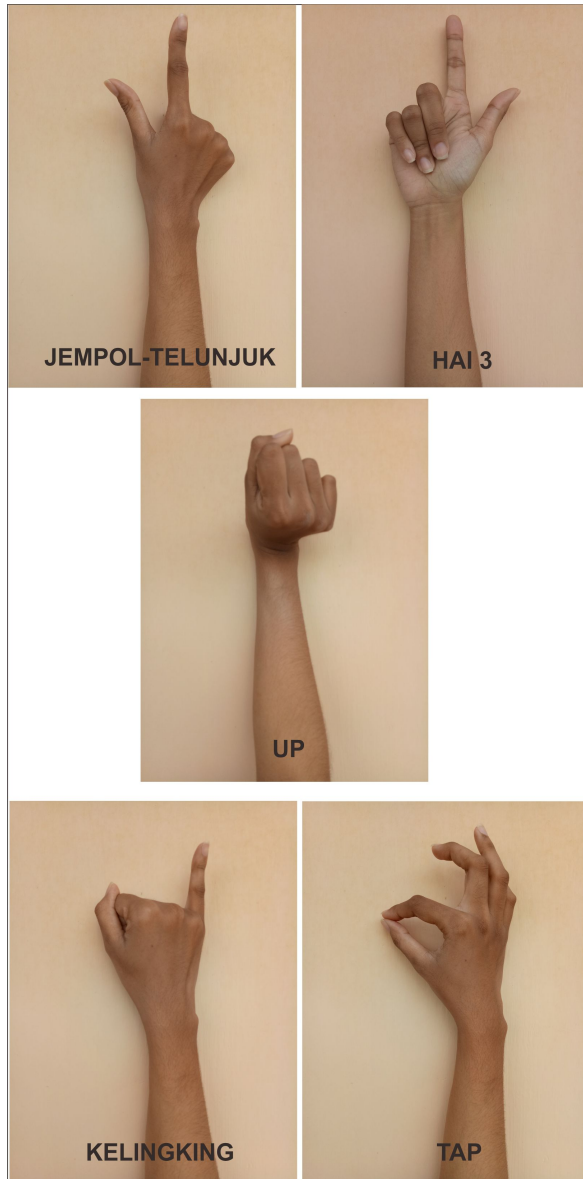
Gambar 3.3: Aplikasi *Myo ArmBand Manager*



Gambar 3.4: Program *listener* perekaman sinyal EMG



Gambar 3.5: Gerakan yang diujikan



Gambar 3.6: Gerakan yang diujikan

3.2.2 Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya yaitu tahap ekstraksi fitur, data sinyal hasil perekaman yang berformat (.zing) diubah terlebih dahulu menjadi format yang dapat dibuka oleh *excel* sehingga data sebelumnya yang dipisahkan dengan tanda (;) ditampilkan dalam bentuk kolom. Maka akan terdapat sembilan jumlah kolom dimana kolom pertama berisi informasi tanggal dan waktu perekaman setiap baris data, dan kolom kedua hingga sembilan berisi nilai sinyal masing-masing *channel*. Karena pada proses perhitungan, waktu tidak menjadi nilai yang diperhitungkan, maka kolom pertama dihilangkan. Pada Tahap ekstraksi fitur terdapat dua *point* tahapan penting yang harus dilakukan. Tahap pertama adalah *absolute* dan *threshold* yang digunakan untuk mengambil karakteristik fitur sinyal EMG untuk digunakan pada tahap yang kedua yaitu ekstraksi fitur menggunakan *time domain*.

a. Absolute dan Threshold

Absolute adalah langkah mengubah nilai negatif pada sinyal EMG menjadi positif karena sinyal yang memiliki nilai negatif tidak dapat dilakukan perhitungan. Selain itu, pada persamaan matematika metode ekstraksi *time domain* menggunakan nilai yang sudah dimutlakan. Kemudian, *threshold* adalah proses dimana mengubah nilai dibawah ambang batas menjadi 0 (nol). Menurut Peter Konrad pada bukunya yang berjudul ABC EMG dijelaskan dua cara menentukan nilai *threshold*. Cara yang pertama adalah dengan prosentasi dari *peak* data sinyal EMG dan cara yang kedua berdasarkan MVC dari data sinyal EMG. Penelitian ini menggunakan cara yang pertama dalam menentukan nilai *threshold* yaitu berdasarkan *peak* dari data sinyal EMG. Dari data sinyal EMG untuk setiap gerakan dan responden dicari besarnya nilai *peak* sehingga setiap responden memiliki 10 nilai *peak*. Nilai *peak* tersebut kemudian dicari prosentasinya, dimana besar nilai prosentase biasanya sebesar 5%, 10%, 15% dan 20%. Menentukan prosentase perlu diperhatikan rata-rata sinyal EMG tersebut agar tidak banyak menghilangkan informasi pada sinyal EMG yang diteliti. Pada data sinyal EMG orang normal untuk gerakan jempol, jempol-telunjuk, dua dan telunjuk prosentase 10%, untuk ge-

rakan kanan, kiri, hai 3, kelingking dan up menggunakan prosentase 15% serta gerakan tap menggunakan prosentase 20%. Sedangkan pada penderita stroke prosentase yang digunakan 5% untuk semua gerakan yang dilakukan.

b. Time Domain

Tahap selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode *time domain*. Fitur diambil dari setiap *channel* untuk semua gerakan. Mencari nilai IEMG dilakukan pada tiap-tiap kolom dengan menjumlahkan semua nilai sinyal dari baris pertama hingga baris terakhir. Hasil dari IEMG kemudian dapat digunakan untuk mencari MAV. Nilai IEMG dibagi dengan banyak baris data sinyal yang ada. Selanjutnya adalah mencari VAR. VAR dapat dihitung dengan memanfaatkan nilai yang sudah didapat sebelumnya yaitu MAV. Dimana setiap baris nilai dikurangi dengan nilai MAV kemudian dikuadratkan. Nilai-nilai tersebut selanjutnya dijumlahkan seluruhnya dari baris pertama hingga baris data yang terakhir dan dibagi dengan jumlah baris data dikurangi 1. RMS dapat dicari juga dengan memanfaatkan nilai yang sudah diperoleh sebelumnya yaitu IEMG. Hasil dari IEMG dikuadrat kemudian dijumlah keseluruhan dari baris pertama hingga baris terakhir dan dibagi dengan banyaknya baris data.

Dua fitur yang terakhir selanjutnya adalah WL dan WAMP. WL dan WAMP memiliki model perhitungan matematika yang mirip. Dimana perhitungan matematikanya dilakukan pada data pertama hingga baris data terakhir dikurangi 1. Untuk mencari nilai yang baru, data selanjutnya dikurangi dengan nilai data saat ini. Perbedaan antara WL dan WAMP terletak pada adanya perkalian variabel f pada WAMP. f dapat bernilai 1 atau 0 bergantung dengan nilai data yang akan dihitung. Jika nilai data yang dihitung memiliki besar kurang dari nilai *threshold* maka hasil dari pengurangan tersebut dikalikan dengan 0, dan sebaliknya jika data yang dihitung memiliki besar lebih dari atau sama dengan nilai *threshold* maka hasil dari pengurangan dikalikan dengan 1. Hasilnya kemudian dijumlahkan keseluruhan dari baris pertama hingga baris terakhir.

3.2.3 Klasifikasi Sinyal EMG

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Fitur-fitur yang didapatkan dari data yang ada kemudian dikelompokkan berdasarkan *channel* dan gerakannya seperti pada Tabel 3.1. Satu data memiliki enam fitur untuk setiap *channel*-nya. Sehingga, jika terdapat lima gerakan dan enam fitur maka terbentuk 240 ruang fitur. Dari data ekstraksi fitur tersebut kemudian dipisah berdasarkan perannya sebagai data *testing* dan data *training*. Data *training* harus berjumlah lebih banyak dibandingkan data *testing*. Perbandingan ratio jumlah data ini mempengaruhi terhadap nilai akurasi yang dihasilkan. Semakin banyak data *training* maka persebaran nilainya semakin luas.

Tabel 3.1: Pengelompokan fitur

<i>Channel 1</i>						...
MAV	IEMG	VAR	RMS	WL	WAMP	

Selanjutnya setelah dibagi sesuai dengan jumlah perbandingan yang dibuat, setiap fitur data yang sudah dikelompokkan berdasarkan *channel* dan gerakannya diberikan nilai *ground truth*. *Ground truth* adalah label penomoran yang diberikan untuk membedakan setiap gerakan. Gerakan *wave right* diberikan nilai *ground truth* 1, gerakan *wave left* diberikan nilai *ground truth* 2, gerakan jari dua diberikan nilai *ground truth* 3, gerakan jempol diberikan nilai *ground truth* 4, gerakan telunjuk diberikan nilai *ground truth* 5, gerakan telunjuk-jempol diberikan nilai *ground truth* 6, gerakan hai 3 diberikan nilai *ground truth* 7,, gerakan kelingking diberikan nilai *ground truth* 8, gerakan tap diberikan nilai *ground truth* 9 dan gerakan up diberikan nilai *ground truth* 10.

Klasifikasi KNN merupakan metode dimana mencari jarak nilai terpendek antara data *testing* dengan data *training*. Penghitungan jarak nilai pada KNN menggunakan rumus matematika *Euclidean Distance* yaitu menghitung kesamaan dua vektor dengan mencari nilai akar dari kuadrat perbedaan dua vektor tersebut. Setiap data *testing* pada masing-masing *channel* dan gerakan melakukan perhitungan *euclidean distance* dengan setiap data *training* kemudian

hasilnya diurutkan dan yang memiliki nilai terendah. Perhitungan *euclidean distance* berlaku untuk semua fitur yang ada, sehingga setiap data *testing* memiliki enam persamaan perhitungan dengan semua data *training*. Pada klasifikasi KNN perlu diberikan nilai k sebagai banyaknya nilai tetangga yang dibandingkan. Setelah semua nilai hasil perhitungan diurutkan, jika diberikan nilai $k=5$ maka diambil lima nilai yang memiliki jarak terendah. Nilai k yang diberikan lebih baik bernilai ganjil karena menentukan kelas hasil klasifikasi berdasarkan label mayoritas. Dalam percobaan ini digunakan nilai k bilangan ganjil 3 hingga 15.

Pada klasifikasi KNN terdapat dua proses tahapan yaitu tahap *learning* dan yang kedua adalah tahap *testing*. Pada tahap *learning*, menyimpan nilai fitur dan *ground truth* data yang sudah dipisahkan berdasarkan peranannya, sedangkan pada tahap *testing* menghitung jarak setiap nilai pada data *testing* dan *training* dengan fitur yang sama, kemudian menentukan nilai k sebagai batasan penentuan label kelas hasil klasifikasi. Hasil dari penghitungan jarak kedua data tersebut selanjutnya diurutkan dan dicari jarak terkecilnya dan dilakukan penentuan kelas berdasarkan label mayoritas.

3.2.4 Pengujian Sinyal EMG

Pengujian hasil klasifikasi pada percobaan ini dilakukan untuk mendapatkan besarnya nilai akurasi. Data *testing* yang diujikan dengan data *training* dilihat hasil kecocokannya. Berapa banyak data yang dengan benar dikenali sesuai dengan label *ground truth* yang diberikan.

Pengujian juga dilakukan terhadap klasifikasi yang sudah dilakukan dengan memberikan parameter pengujian untuk mengetahui performansi dari klasifikasi KNN. Parameter yang coba diujikan dalam klasifikasi ini antara lain adalah mengamati perubahan akurasi pada setiap nilai k yang diberikan, pengaruh variasi gerakan terhadap hasil akurasi klasifikasi KNN dan klasifikasi dilakukan pada penderita stroke yang memiliki karakter sinyal berbeda dengan orang normal.

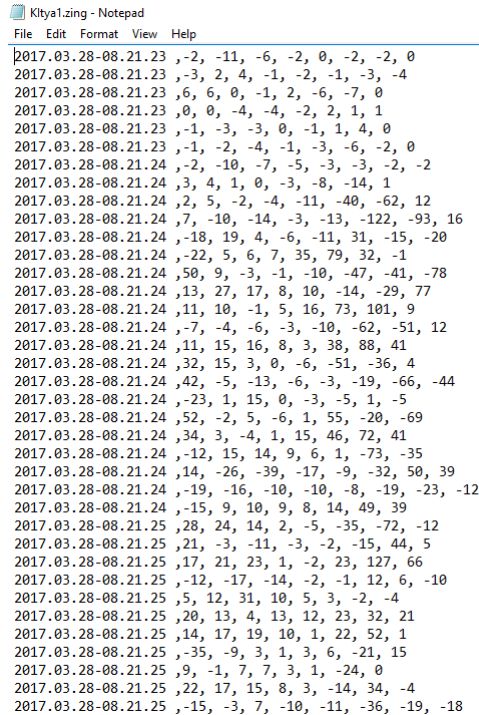
Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

PENGUJIAN DAN ANALISA

Pada bab ini menampilkan hasil dari ekstraksi fitur dan klasifikasi dari data sinyal EMG yang sudah direkam kemudian dipaparkan analisa penelitian dan pengujiannya.

4.1 Data Sinyal EMG




```
Kitya1.zing - Notepad
File Edit Format View Help
2017.03.28-08.21.23 ,-2, -11, -6, -2, 0, -2, -2, 0
2017.03.28-08.21.23 ,-3, 2, 4, -1, -2, -1, -3, -4
2017.03.28-08.21.23 ,6, 6, 0, -1, 2, -6, -7, 0
2017.03.28-08.21.23 ,0, 0, -4, -4, -2, 2, 1, 1
2017.03.28-08.21.23 ,-1, -3, -3, 0, -1, 1, 4, 0
2017.03.28-08.21.23 ,-1, -2, -4, -1, -3, -6, -2, 0
2017.03.28-08.21.24 ,-2, -10, -7, -5, -3, -3, -2, -2
2017.03.28-08.21.24 ,3, 4, 1, 0, -3, -8, -14, 1
2017.03.28-08.21.24 ,2, 5, -2, -4, -11, -40, -62, 12
2017.03.28-08.21.24 ,7, -10, -14, -3, -13, -122, -93, 16
2017.03.28-08.21.24 ,-18, 19, 4, -6, -11, 31, -15, -20
2017.03.28-08.21.24 ,-22, 5, 6, 7, 35, 79, 32, -1
2017.03.28-08.21.24 ,50, 9, -3, -1, -10, -47, -41, -78
2017.03.28-08.21.24 ,13, 27, 17, 8, 10, -14, -29, 77
2017.03.28-08.21.24 ,11, 10, -1, 5, 16, 73, 101, 9
2017.03.28-08.21.24 ,-7, -4, -6, -3, -10, -62, -51, 12
2017.03.28-08.21.24 ,11, 15, 16, 8, 3, 38, 88, 41
2017.03.28-08.21.24 ,32, 15, 3, 0, -6, -51, -36, 4
2017.03.28-08.21.24 ,42, -5, -13, -6, -3, -19, -66, -44
2017.03.28-08.21.24 ,-23, 1, 15, 0, -3, -5, 1, -5
2017.03.28-08.21.24 ,52, -2, 5, -6, 1, 55, -20, -69
2017.03.28-08.21.24 ,34, 3, -4, 1, 15, 46, 72, 41
2017.03.28-08.21.24 ,-12, 15, 14, 9, 6, 1, -73, -35
2017.03.28-08.21.24 ,14, -26, -39, -17, -9, -32, 50, 39
2017.03.28-08.21.24 ,-19, -16, -10, -10, -8, -19, -23, -12
2017.03.28-08.21.24 ,-15, 9, 10, 9, 8, 14, 49, 39
2017.03.28-08.21.25 ,28, 24, 14, 2, -5, -35, -72, -12
2017.03.28-08.21.25 ,21, -3, -11, -3, -2, -15, 44, 5
2017.03.28-08.21.25 ,17, 21, 23, 1, -2, 23, 127, 66
2017.03.28-08.21.25 ,-12, -17, -14, -2, -1, 12, 6, -10
2017.03.28-08.21.25 ,5, 12, 31, 10, 5, 3, -2, -4
2017.03.28-08.21.25 ,20, 13, 4, 13, 12, 23, 32, 21
2017.03.28-08.21.25 ,14, 17, 19, 10, 1, 22, 52, 1
2017.03.28-08.21.25 ,-35, -9, 3, 1, 3, 6, -21, 15
2017.03.28-08.21.25 ,9, -1, 7, 7, 3, 1, -24, 0
2017.03.28-08.21.25 ,22, 17, 15, 8, 3, -14, 34, -4
2017.03.28-08.21.25 ,-15, -3, 7, -10, -11, -36, -19, -18
```

Gambar 4.1: Contoh data sinyal hasil perekaman yang benar

Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya bahwa data yang dihasilkan dari perekaman sinyal EMG berformat (.zing). Nilai hasil perekaman sinyal sangat variatif seperti pada Gambar 4.1 yang

memuat besarnya tegangan sinyal EMG. Dalam satu file data memuat nilai amplitudo untuk *channel* 1 sampai dengan *channel* 8 dan informasi waktu saat setiap baris sinyal terekam. Pada Gambar 4.2 menunjukkan data sinyal yang mengalami *error*. Dikatakan sebagai data yang *error* karena semua nilai amplitudo besarnya nol (nol). Kesalahan ini dapat terjadi jika tidak dilakukan kalibrasi sesaat sebelum pengambilan data. Dalam tahap ini didapatkan 20 data untuk masing-masing gerakan yang dilakukan baik orang normal maupun penderita stroke.

 2017.05.07-07.15.42-streamMyo.zing - Notepad

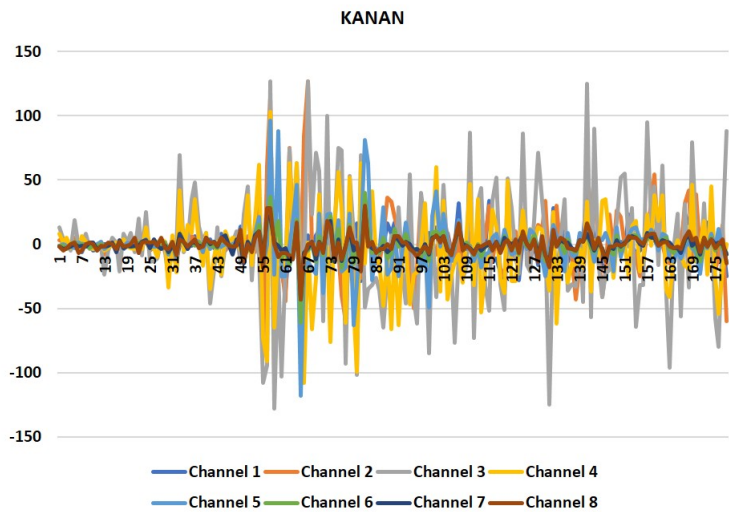
File Edit Format View Help

2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.42	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
2017.05.07-07.15.43	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]</

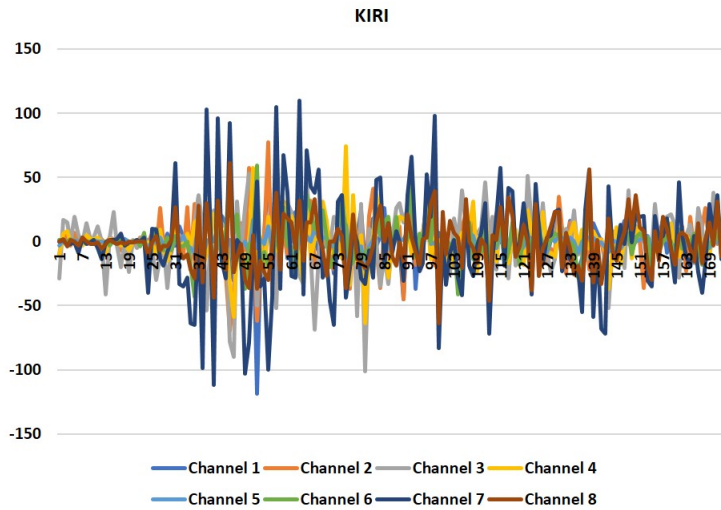
Gambar 4.2: Contoh data sinyal hasil perekaman yang *error*

Sinyal EMG merupakan sinyal listrik dimana sinyal hasil perekaman memiliki pola yang acak sesuai dengan kontraksi otot yang terekam. Hal ini mengakibatkan pola sinyal setiap *channel* tidak sa-

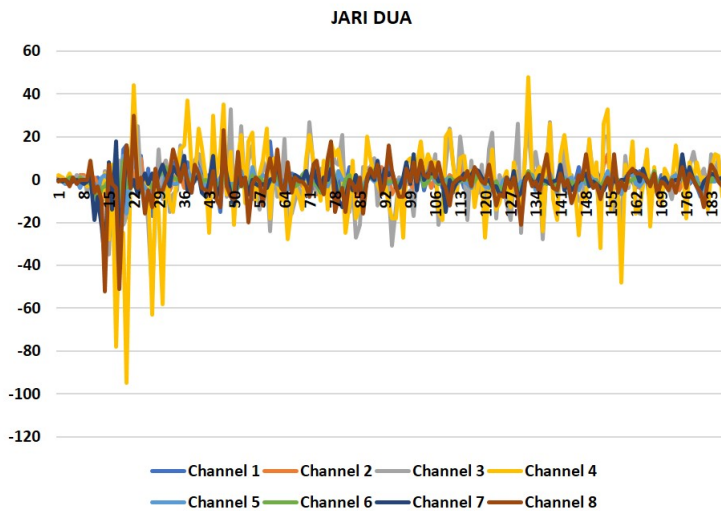
ma saat melakukan suatu gerakan. Sinyal yang tinggi menunjukkan adanya aktivitas kontraksi otot. Gambar 4.3 sampai Gambar 4.12 merupakan tampilan visual grafik salah satu data *raw* sinyal EMG dari semua *channel* pada setiap gerakan yang dilakukan oleh orang normal untuk mengetahui besarnya tegangan sinyal EMG pada gerakan tersebut. Gambar 4.13 adalah contoh tampilan secara visual grafik perbedaan sinyal antara orang normal dan penderita stroke dilihat dengan gerakan *wave right*/kanan pada *channel* 2.



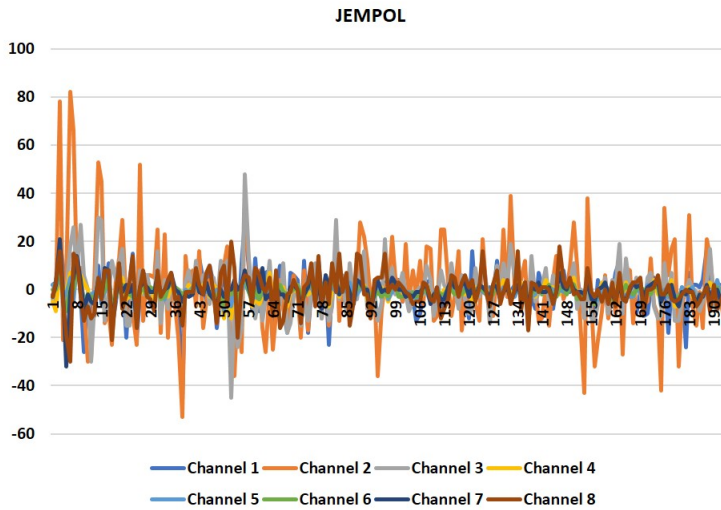
Gambar 4.3: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan *wave right*



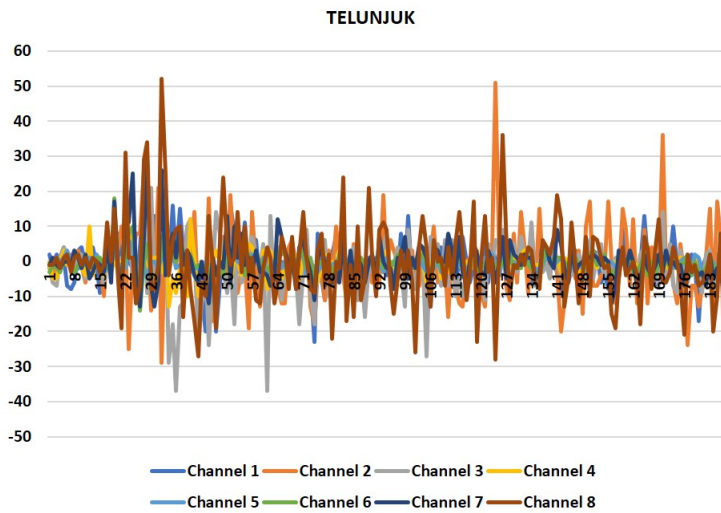
Gambar 4.4: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan *wave left*



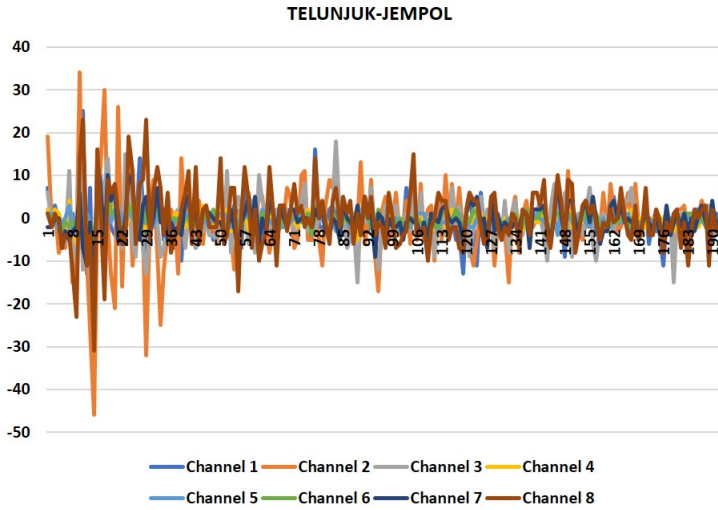
Gambar 4.5: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan jari dua



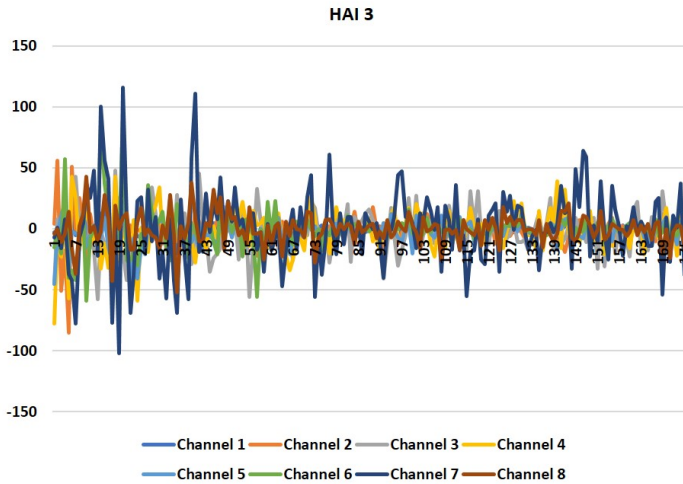
Gambar 4.6: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan jempol



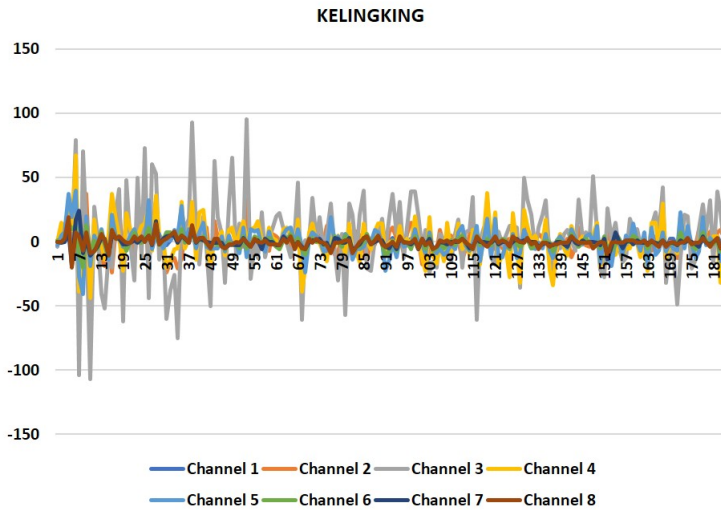
Gambar 4.7: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan telunjuk



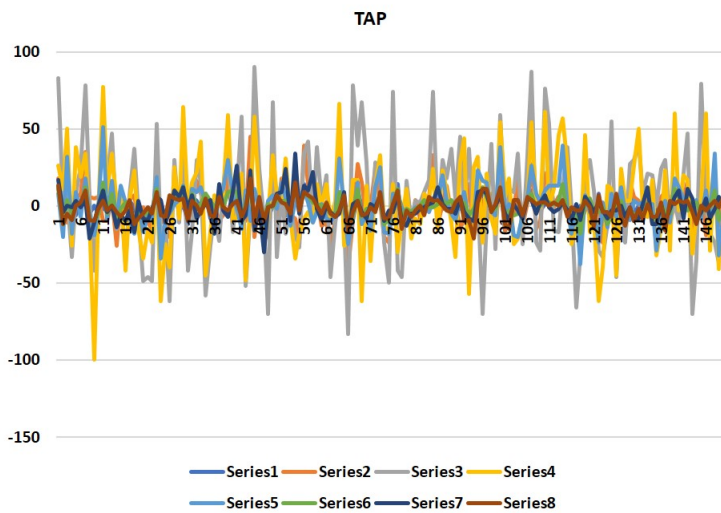
Gambar 4.8: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan telunjuk-jempol



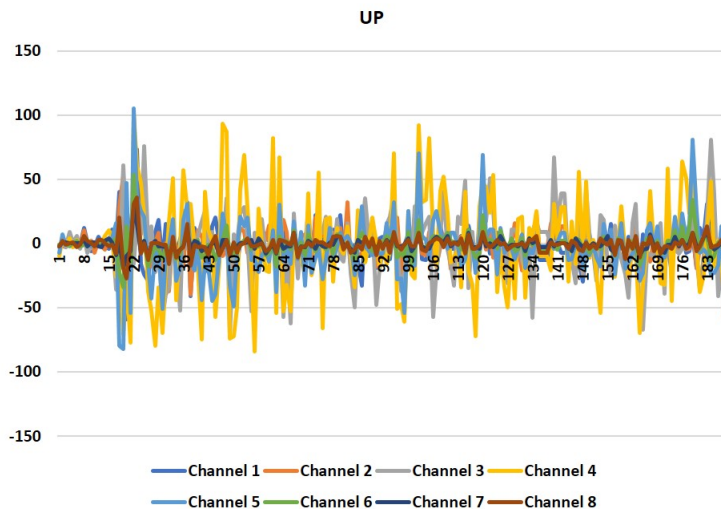
Gambar 4.9: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan hai 3



Gambar 4.10: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan kelingking

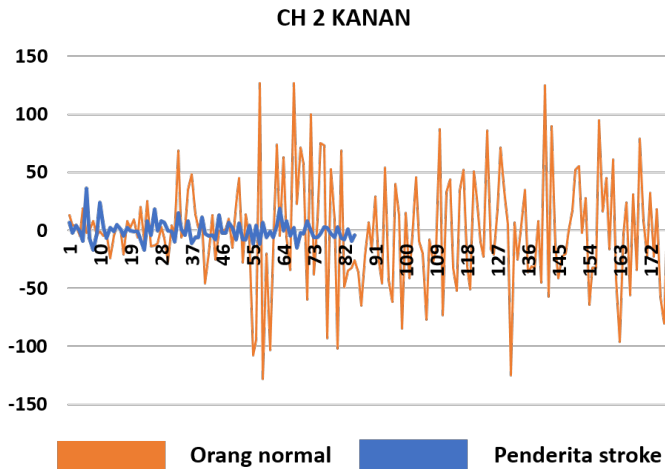


Gambar 4.11: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan tap



Gambar 4.12: Visualisasi grafik *raw* sinyal EMG gerakan up

Gambar diatas merupakan visualisasi salah satu data *raw* sinyal EMG hasil perekaman pada orang normal. Angka pada bagian sebelah kiri menunjukkan besarnya nilai amplitudo sinyal pada data tersebut sedangkan angka pada bagian tengah grafik menunjukkan waktu data yang terekam. Grafik *raw* sinyal EMG tidak ditampilkan secara keseluruhan pada buku ini untuk setiap gerakan yang dilakukan oleh penderita stroke dan orang normal. Namun, dari data yang didapatkan diketahui besarnya *peak* setiap gerakan oleh responden stroke dan orang normal. Pada orang normal gerakan kanan, kiri, hai 3, jempol, kelingking, dan up besar *peak* $128\mu V$, *peak* gerakan jari dua $106\mu V$, *peak* gerakan jempol-telunjuk $109\mu V$, *peak* gerakan tap $100\mu V$ dan *peak* gerakan telunjuk $111\mu V$. Sedangkan pada responden stroke besarnya *peak* gerakan kanan $119\mu V$, *peak* gerakan kiri $117\mu V$, *peak* gerakan jari dua $101\mu V$, *peak* gerakan hai3 $81\mu V$, *peak* gerakan jempol $103\mu V$, *peak* gerakan jempol-telunjuk $101\mu V$, *peak* gerakan kelingking $75\mu V$, *peak* gerakan tap $48\mu V$, *peak* gerakan telunjuk $100\mu V$ dan *peak* gerakan up $80\mu V$.



Gambar 4.13: Visualisasi grafik perbedaan sinyal EMG orang normal dan penderita stroke

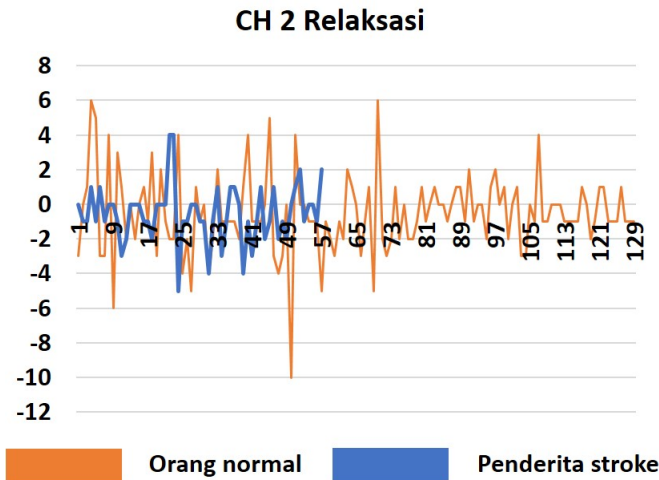
Jika dibandingkan pola sinyal EMG orang normal dengan penderita stroke berdasarkan Gambar 4.13, terlihat bahwa sinyal EMG orang normal memiliki nilai amplitudo jauh lebih tinggi dibanding penderita stroke dengan prosesntase perbedaan tegangan sebesar 50%. Rata-rata sinyal EMG orang normal memiliki nilai amplitudo $50\text{-}150\ \mu\text{V}$ sedangkan pada penderita stroke besar amplitudo sinyal EMG rata-rata dibawah $50\mu\text{V}$. Hal ini menunjukkan bagaimana kondisi aktivasi otot penderita stroke yang memiliki keterbatasan dan tidak dapat maksimal berkontraksi karena adanya gangguan pada sistem saraf geraknya. Pada grafik tersebut terlihat bahwa sinyal EMG pada penderita stroke berhenti pada waktu 82, hal ini dikarenakan lama waktu perekaman sinyal EMG pada penderita stroke hanya 5 detik sedangkan pada orang normal 10 detik sehingga banyak data yang terekam tidak sama.

Hasil analisa sebelumnya menunjukkan bahwa kondisi responden mempengaruhi karakteristik sinyal EMG yang dihasilkan. Bagaimana dengan perbandingan besar nilai amplitudo sinyal jika dilihat berdasarkan gerakan yang dilakukan? Rata-rata nilai amplitudo sinyal ini akan mempengaruhi perlakuan terhadap sinyal untuk lang-

kah selanjutnya yaitu menentukan besarnya nilai *threshold*. Gambar 4.3 sampai Gambar 4.12 dapat diamati rata-rata besar amplitudo sinyal setiap gerakan dan telah dijelaskan *peak* sinyal EMG pada setiap gerakan yang dilakukan oleh penderita stroke dan orang normal.

Setiap gerakan memiliki rata-rata amplitudo dan *peak* yang berbeda. Untuk gerakan *wave right*, *wave left*, hai 3, kelingking dan tap sinyal EMGnya memiliki rata-rata amplitudo yang besar mencapai $50 - 100\mu V$ dan memiliki *peak* yang tinggi sebesar $128\mu V$. Sedangkan gerakan jempol, telunjuk, jempol-telunjuk dan jari dua memiliki besar amplitudo dengan rata-rata mencapai $50\mu V$ dan *peak* dibawah $128\mu V$. Dari analisa rata-rata besar amplitudo sinyal setiap gerakan dan nilai *peak*, dapat menjadi landasan dalam menentukan besarnya nilai *threshold* sesuai dengan teori Peter Konrad.

Gambar 4.14 merupakan visualisasi grafik yang menunjukkan besarnya sinyal EMG saat otot berelaksasi baik pada orang normal maupun penderita stroke pada *channel 2*. Besar tegangan ketika otot sedang berelaksasi mencapai *peak* sebesar $10\mu V$.



Gambar 4.14: Visualisasi grafik sinyal saat otot berelaksasi

Timbulnya sinyal EMG akibat dari adanya kontraksi otot saat melakukan suatu gerakan. Otot yang berkontraksi berbeda-beda sesuai dengan gerakan yang dilakukan oleh responden. Aktivasi *channel* menunjukkan bagaimana kondisi otot pada saat itu. Ketika *channel* menunjukkan nilai yang dominan tinggi maka otot yang direkam sedang aktif berkontraksi, begitupun sebaliknya ketika *channel* menunjukkan besar amplitudo yang lebih lemah maka otot tersebut tidak berkontraksi. Aktivasi *channel* dan otot ini dapat menjadi ciri-ciri dan perbedaan sinyal untuk setiap gerakan yang dilakukan.

Gambar 4.15 merupakan hasil analisa penulis terhadap aktivasi *channel* berdasarkan gerakan yang dilakukan. Analisa tersebut, telah sesuai dengan referensi yang penulis baca mengenai penggunaan *Myo ArmBand* untuk mengontrol tangan buatan pada penyandang difabel, dimana juga menjelaskan bagaimana aktivasi *channel* saat melakukan gerakan *wave right* dan *wave left* yang ditunjukkan pada Gambar 4.16.

GERAKAN	CH 1	CH 2	CH 3	CH 4	CH 5	CH 6	CH 7	CH 8
KANAN								
KIRI								
JARI DUA								
JEMPOL								
TELUNJUK								
JEMPOL-TELUNJUK								
HAI 3								
KELINGKING								
TAP								
UP								

Gambar 4.15: Aktivasi *channel* berdasarkan gerakan

		Number of EMG Sensors							
Gestures		1	2	3	4	5	6	7	8
	Left								
	Right								
	Fist								
	Fingers spread								
	Double Tap								

Gambar 4.16: Aktivasi *channel* menurut referensi[2]

Jika dilihat berdasarkan aktivasi *channel* dan tata letaknya terhadap otot, maka diketahui otot apa saja yang paling dominan berkontraksi saat melakukan gerakan yang diujikan. Pada penelitian ini, digunakan otot lengan bawah pada tangan sebelah kanan. Meskipun sinyal EMG bersifat *subject specific* dimana berarti kontraksi otot pada masing-masing orang dapat berbeda saat melakukan gerakan yang sama, tetapi sedikitnya terdapat dua otot yang memiliki kesamaan setiap responden. Berikut adalah hasil analisa kontraksi otot berdasarkan aktivasi *channel*:

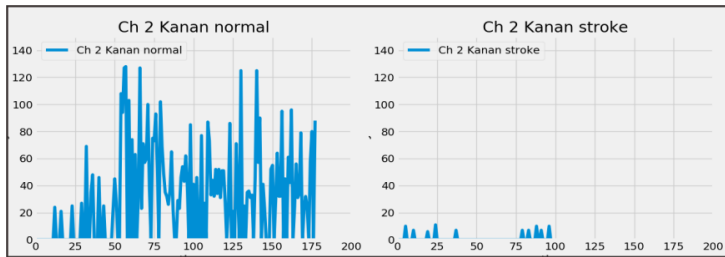
1. Gerakan *wave left*: *Flexor Carpi Ulnaris*, *Flexor Carpi Radialis*, *Palmaris Longus* dan *Flexor Digitorum Profundus*
2. Gerakan *wave right*: *Extensor Carpi Radialis*, *Flexor Digitorum Superficialis* dan *Brachioradialis*
3. Gerakan jari dua: *Extensor Carpi Radialis* dan *Flexor Digitorum Superficialis*
4. Gerakan jempol: *Extensor Carpi Ulnaris* dan *Extensor Carpi Radialis*
5. Gerakan telunjuk: *Extensor Carpi Ulnaris* dan *Flexor Digitorum Profundus*
6. Gerakan telunjuk-jempol: *Extensor Carpi Ulnaris*, *Extensor Carpi Radialis* dan *Flexor Digitorum Profundus*
7. Gerakan hai 3: *Extensor Carpi Ulnaris*, *Extensor Carpi Radialis* dan *Palmaris Longus*
8. gerakan kelingking: *Extensor Carpi Radialis*
9. Gerakan tap: *Extensor Carpi Ulnaris*, *Extensor Carpi Radialis*

lis dan *Flexor Digitorum Superficialis*

10. Gerakan up: *Extensor Carpi Radialis*, *Flexor Digitorum Superficialis* dan *Brachioradialis*

4.2 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini, setelah merubah format data (.zing) menjadi format *Ms excel*, selanjutnya *raw* sinyal EMG dilakukan proses *absolute* dan *threshold*. Proses ini tidak merubah pola sinyal EMG. *Absolute* adalah memutlakkan nilai sinyal sedangkan *threshold* menentukan besarnya nilai sinyal EMG yang dianggap memiliki informasi penting mengenai kontraksi otot. Besarnya nilai *threshold* dapat berbeda-beda bergantung kondisi sinyal EMG setiap responden. Gambar 4.17 merupakan visualisasi grafik sinyal yang sudah mengalami tahap *absolute* dan *threshold* untuk gerakan kanan pada orang normal dan penderita stroke.



Gambar 4.17: Visualisasi grafik sinyal EMG setelah *absolute* dan *threshold*

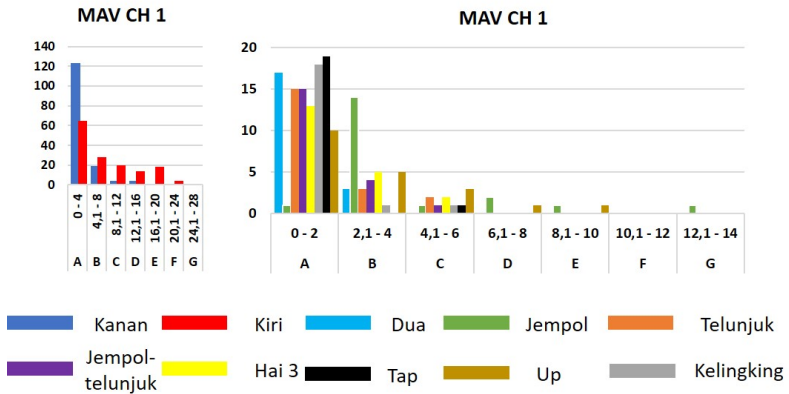
Pada orang normal untuk gerakan kanan besar nilai *threshold* adalah prosentase 15% dari *peak* sebesar $128 \mu V$ yaitu $20 \mu V$. Sehingga tegangan sinyal $20 \mu V$ dan dibawahnya diubah menjadi $0 \mu V$. Pada sinyal EMG penderita stroke untuk gerakan kanan besar nilai *threshold* adalah prosentase 5% dari *peak* sebesar $119 \mu V$ dimana menjadi tegangan $5 \mu V$ dan dibawahnya diubah $0 \mu V$.

Setelah dilakukan proses *absolute* dan *threshold* kemudian tahap berikutnya adalah mencari fitur sinyal menggunakan metode *time domain*. Setiap data yang sudah dilakukan *absolute* dan *threshold* dilakukan perhitungan matematika untuk mencari fitur IE-MG, MAV, VAR, RMS dan WL dari semua *channel*. Sehingga satu

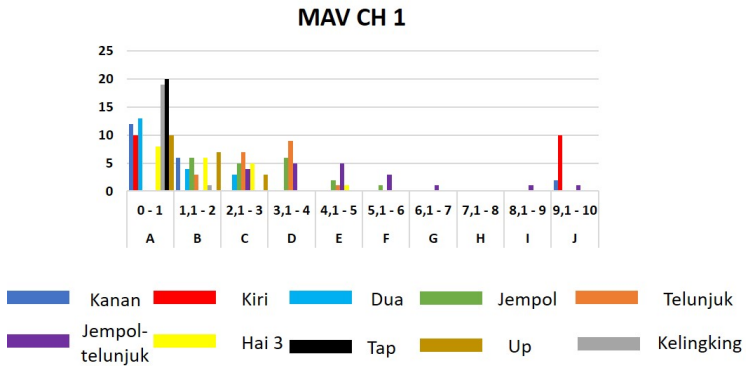
data sinyal EMG memiliki 48 nilai fitur. Hasil dari proses ekstraksi fitur kemudian disajikan kedalam diagram tabel distribusi dimana tujuannya untuk melihat persebaran nilai fitur pada setiap *channel* dan klasifikasi setiap gerakan. Panjangnya interval kelas diagram distribusi pada setiap gerakan dan fitur dapat berbeda beda sesuai dengan besarnya data pada fitur tersebut. Contoh hasil ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 4.18.

DATA	CH							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	4,41573	11,03933	31,03371	18,74157	6,691011	0,898876	0,646067	0,842697
2	6,466667	16,17778	31,22222	21,74444	7,55	0,933333	0,533333	0,672222
3	2,521978	13,41209	32,42857	19,2967	5,472527	0,554945	0,153846	0,445055
4	6,972222	16,55556	38,24444	21,58333	5,411111	0,561111	0,144444	0,294444
5	5,281081	11,65946	22,99459	15,03243	0,881081	0,124324	0	0,367568
6	5,50838	6,810056	31,20112	20,7095	8,519553	1,223464	0,27933	0,804469
7	6,037433	12,94118	30,50802	18,09091	6,823529	0,534759	0,294118	0,379679
8	3,369565	14,1087	25,25543	19,45109	6,918478	0,5	0,26087	0,521739
9	4,465241	14,80214	34,4385	20,4385	11,60428	1,320856	0,775401	0,465241
10	1,707182	7,845304	27,92818	15,07735	4,41989	0,939227	0,469613	0,486188
11	7,005376	7,413978	35,74731	37,19355	14,97849	2,66129	0,72043	1,435484
12	14,2246	8,721925	39,71123	38,38503	15,53476	3,40107	1,352941	3,112299
13	6,90625	21,10938	30,48438	25,78646	8,052083	0,395833	0,515625	0,864583
14	3,229167	18,11458	27,44271	18,09896	3,041667	0,114583	0	0,390625
15	9,835052	13,04124	34,75773	31,64948	11,12371	1,845361	0,505155	1,061856
16	12,93989	21,86339	38,77049	29,62295	8,857923	1,098361	0,551913	1,218579
17	13,6474	19,13873	38,20809	28,62428	6,919075	0,16185	0,150289	0,849711
18	11,57592	23,72775	35	23,68586	5,413613	0,408377	0,157068	0,549738
19	10,2	22,56216	38,03243	23,92432	5,827027	0,378378	0,113514	0,540541

Gambar 4.18: Contoh hasil ekstraksi fitur MAV



Gambar 4.19: Contoh diagram distribusi pada orang normal



Gambar 4.20: Contoh diagram distribusi pada orang stroke

Gambar 4.19 dan Gambar 4.20 menampilkan fitur MAV atau rata-rata amplitudo sinyal EMG di *channel* 3 pada orang normal dan penderita stroke. Huruf A sampai dengan G menunjukkan kelas pada diagram distribusi. Fitur yang lain akan ditampilkan pada lembar lampiran. Diagram distribusi ekstraksi fitur orang normal dan penderita stroke memiliki perbedaan pada panjang kelas yang menunjukkan sinyal EMG penderita stroke lebih lemah dibanding

orang normal. Pada orang stroke panjang kelas untuk gerakan kanan adalah 9,1-10 sedangkan pada orang normal nilainya 24,1-28.

Diagram distribusi menunjukkan histogram persebaran nilai sinyal setiap gerakan pada masing-masing *channel* berdasarkan fitur yang diambil dan dapat menunjukkan hasil klasifikasi setiap gerakan pada fitur tersebut. Semakin banyak dan tinggi diagram pada bagian sebelah kanan menunjukkan bahwa *channel* tersebut dominan memiliki nilai yang tinggi saat melakukan gerakan tersebut. Jika mayoritas fitur menunjukkan hal yang sama, maka hal ini memperkuat analisa bahwa *channel* tersebut adalah yang paling aktif saat melakukan gerakan. Sebaliknya jika semakin banyak dan tinggi diagram pada bagian sebelah kiri menunjukkan semakin lemah sinyal EMG pada *channel* tersebut karena mayoritas nilai fitur bernilai kecil.

Misalnya pada contoh diagram distribusi orang normal saat nilai rata-rata atau MAV sinyal EMG berada pada rentang 0-4 maka data tersebut dikenali sebagai gerakan kanan karena pada rentang tersebut gerakan kanan lebih mendominasi dibandingkan gerakan kiri. Begitu juga dengan distribusi fitur MAV pada penderita stroke. Pada rentang nilai 9,1-10 data akan dikenali sebagai gerakan kiri karena pada rentang nilai tersebut mayoritas adalah gerakan kiri. Namun, untuk gerakan kanan pada *channel* 1 cenderung tidak aktif karena nilai rata-rata sinyalnya banyak berada pada rentang nilai yang rendah yaitu 0-4. Untuk gerakan kiri *channel* 1 lebih aktif karena nilai rata-rata sinyalnya berada pada rentang yang maksimal yaitu 9,1-10.

4.3 Klasifikasi KNN

Pada tahap ini, fitur-fitur yang diperoleh dari tahap sebelumnya diklasifikasikan menggunakan metode klasifikasi KNN. Tahap klasifikasi ini hanya melibatkan data orang normal yang melakukan gerakan *wave right* dan *wave left*. Sedangkan data yang lainnya akan dilibatkan dalam pengujian performansi terhadap klasifikasi KNN yang sudah dilakukan.

Pada proses *learning* data sinyal yang akan diklasifikasikan dibagi menurut perannya yaitu sebagai data *training* dan data *testing* dan kemudian memberikan label kelas. Data *training* disimpan sebagai dataset pembandingan pada tahap klasifikasi dengan data

testing. Perbandingan pembagian jumlah data dalam penelitian ini adalah 6 data sebagai data *training* dan 4 data sebagai data *testing*. Jumlah data *training* harus lebih banyak dibandingkan dengan data *testing* karena perannya sebagai database yang menyimpan informasi fitur-fitur sinyal yang dibandingkan dengan data *testing*. Semakin banyak data *training* maka variasi nilai pembanding menjadi semakin banyak sehingga mempengaruhi hasil klasifikasi.

Data sinyal yang akan diklasifikasikan, disusun berdasarkan fitur-fitur dan *channel*. Setelah dikelompokkan berdasarkan *channel* dan fiturnya, diberikan satu kolom berisi nilai *ground truth* sebagai label pengenalan data. Untuk gerakan *wave right* diberi label 1 dan *wave left* diberikan label 2. Klasifikasi KNN membutuhkan nilai k sebagai penentu banyak data sebagai nilai terdekat dengan data *testing*. Nilai k yang digunakan dalam klasifikasi KNN ini adalah bilangan ganjil mulai dari 3 sampai 11. Klasifikasi dilakukan secara (*subject specific*).

Tabel 4.1: Hasil klasifikasi orang normal responden pertama (2 gerakan)

DATA	GT	Hasil Class					d										
		$k = 3$	$k = 5$	$k = 7$	$k = 9$	$k = 11$											
Data 1	1	1	1	1	1	1	2	3	1	4	6	5	11	12	9	7	10
Data 2	1	1	1	1	1	1	2	1	3	5	6	4	11	9	12	7	10
Data 3	1	1	1	1	1	1	2	1	3	6	4	5	11	12	9	7	10
Data 4	1	1	1	1	1	1	1	3	5	6	2	4	11	12	7	9	10
Data 5	2	2	2	2	2	2	12	7	9	10	11	8	5	1	3	6	2
Data 6	2	2	2	2	2	2	10	8	7	12	11	9	5	1	3	6	2
Data 7	2	2	2	2	2	2	11	10	8	7	12	9	5	1	6	3	2
Data 8	2	2	2	2	2	2	12	7	10	9	8	11	5	1	3	6	2

Tabel 4.2: Hasil klasifikasi orang normal responden kedua (2 gerakan)

DATA	GT	Hasil Class					d										
		$k = 3$	$k = 5$	$k = 7$	$k = 9$	$k = 11$											
Data 1	1	1	1	1	1	1	6	3	5	4	2	1	7	12	8	9	11
Data 2	1	1	1	1	1	1	6	3	4	5	2	1	7	12	8	9	11
Data 3	1	1	1	1	1	1	6	3	4	5	1	2	7	12	8	9	11
Data 4	1	1	1	1	1	1	6	5	3	2	1	4	7	12	8	9	11
Data 5	2	2	2	2	2	2	7	12	8	11	10	9	4	3	6	5	1
Data 6	2	2	2	2	2	2	9	10	8	7	11	12	4	3	6	5	1
Data 7	2	2	2	2	2	2	9	10	8	7	11	12	4	3	6	5	1
Data 8	2	2	2	2	2	2	11	8	10	12	7	9	4	3	6	1	5

Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 merupakan hasil klasifikasi KNN dimana melakukan dua gerakan yaitu *wave right* dan *wave left*. Kolom data adalah kumpulan dari data *testing*, kolom GT merupakan label kelas yang diberikan pada data *testing* dimana 1 untuk data *testing* gerakan kanan dan 2 untuk data *testing* gerakan kiri, kolom hasil *class* merupakan hasil dari klasifikasi data *testing* untuk setiap nilai k yang diberikan yaitu bilangan ganjil 3 sampai 11 dan kolom d merupakan 11 jarak terpendek data *testing* dengan data *training*.

Hasil klasifikasi dari kedua responden tersebut adalah semua data *testing* yang diberikan dapat dengan benar dikenali sesuai dengan label *ground truth*-nya. Semua gerakan diklasifikasikan dengan benar baik dengan diberikan nilai k 3, 5, 7, 9 dan 11. Untuk mengetahui seberapa besar keberhasilan terhadap klasifikasi KNN yang sudah dilakukan, perlu dihitung akurasi. Data yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan jumlah data *testing*. Karena semua data *testing* dapat dikenal dengan benar maka, besar nilai akurasi adalah $8 : 8 = 1 \times 100\%$. Tabel 4.3 dan Table 4.4 adalah hasil akurasi dari klasifikasi KNN orang normal dengan melakukan gerakan *wave right* dan *wave left* pada masing-masing nilai k yang diberikan.

Tabel 4.3: Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (2 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right dan wave left</i>	3	100%
	5	100%
	7	100%
	9	100%
	11	100%
Rata-rata		100%

Tabel 4.4: Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (2 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right dan wave left</i>	3	100%
	5	100%
	7	100%
	9	100%
	11	100%
Rata-rata		100%

Nilai akurasi yang didapat untuk gerakan *wave right* dan *wave left* pada orang normal sangat tinggi mencapai 100%. Meskipun diberikan nilai k yang berbeda-beda tetapi akurasinya tidak menunjukkan perubahan. Hal ini dapat terjadi karena beberapa alasan. Yang pertama adalah gerakan yang diklasifikasikan hanya dua dan tidak terlalu kompleks. Sehingga klasifikasinya bersifat 0 dan 1. Jika tidak dianggap sebagai gerakan *wave right* maka secara otomatis dianggap sebagai gerakan *wave left* tidak ada pembandingan gerakan lain. Kedua gerakan ini memiliki perbedaan data yang cukup besar sehingga mudah bagi sistem klasifikasi untuk membedakannya. Perbedaan tersebut dapat dilihat dari histogram ekstraksi fitur dan aktivasi *channel* keduanya. Kemudian yang kedua adalah data yang digunakan berasal dari orang normal dimana data sinyalnya sangat bagus.

4.4 Pengujian

Dari sistem klasifikasi yang sudah dilakukan sebelumnya didapatkan nilai akurasi yang sangat tinggi. Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap sistem klasifikasi dengan menggunakan parameter tertentu. Pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa bagus performa terhadap sistem klasifikasi yang sudah dilakukan sebelumnya. Parameter yang diberikan antara lain dengan menambah gerakan menjadi lebih kompleks, klasifikasi dilakukan pada data penderita stroke dengan kondisi sinyal yang lemah dan rentan terhadap *noise* apakah masih dapat menghasilkan nilai akurasi yang tinggi dan menambah nilai k . Pengujian terhadap data penderita stroke sama dengan orang normal yaitu dilihat akurasinya saat melakukan dua gerakan *wave right* dan *wave left* kemudian menambah

jumlah gerakan menjadi lebih kompleks. Akurasi pada setiap jumlah nilai k juga perlu diperhatikan dalam setiap pengujian. Nilai k yang diberikan pada setiap pengujian adalah 3,5,7,9,11,13 dan 15.

4.4.1 Data Penderita Stroke dengan Dua Gerakan

Dengan melihat besarnya nilai akurasi pada orang normal untuk gerakan *wave right* dan *wave left* dianggap hasil klasifikasinya kurang representatif karena menunjukkan nilai yang sangat tinggi mencapai 100%. Kondisi sinyal EMG yang dimiliki oleh penderita stroke yang akan digunakan pada pengujian yang pertama. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh kondisi responden terhadap performansi metode klasifikasi KNN. Pengujian dilakukan oleh setiap responden penderita stroke. Hasil pengujian yang pertama disajikan pada Tabel 4.5 dan Table 4.6.

Tabel 4.5: Akurasi klasifikasi penderita stroke responden pertama (2 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right dan wave left</i>	3	100%
	5	100%
	7	100%
	9	100%
	11	100%
Rata-rata		100%

Tabel 4.6: Akurasi klasifikasi penderita stroke responden kedua (2 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right dan wave left</i>	3	100%
	5	100%
	7	100%
	9	100%
	11	100%
Rata-rata		100%

Akurasi yang diperoleh responden pertama dan kedua sebesar 100%. Jika dibandingkan dengan akurasi klasifikasi pada orang normal maka hasilnya adalah sama dimana data *testing* yang diberikan dapat diklasifikasikan dengan tepat sesuai dengan datasetnya. Pada pengujian dua gerakan yang dilakukan oleh orang normal dan penderita stroke, kondisi responden tidak mempengaruhi hasil klasifikasi. Sinyal EMG yang dimiliki oleh penderita stroke sangat lemah karena adanya kerusakan sistem saraf ototnya sehingga aktivasi otot tidak dapat maksimal. Namun, pada pengujian yang pertama kondisi sinyal penderita stroke yang lemah tidak mempengaruhi sistem klasifikasi. Hal ini terjadi seperti pada orang normal dimana gerakan yang dilakukan tidak variatif dan kompleks. Selain itu, otot gerak kedua responden masih dapat melakukan gerakan *wave right* dan *wave left* dengan benar meskipun kekuatannya tidak maksimal.

Tabel 4.7: Hasil klasifikasi penderita stroke responden pertama (2 gerakan)

DATA	GT	Hasil Class					d										
		$k = 3$	$k = 5$	$k = 7$	$k = 9$	$k = 11$											
Data 1	1	1	1	1	1	1	5	4	6	1	3	2	8	11	7	10	12
Data 2	1	1	1	1	1	1	4	1	5	6	3	2	8	11	7	10	12
Data 3	1	1	1	1	1	1	3	6	5	1	4	2	8	7	10	9	11
Data 4	1	1	1	1	1	1	5	6	1	4	3	2	8	10	7	9	11
Data 5	2	2	2	2	2	2	7	10	11	12	8	9	2	4	5	1	6
Data 6	2	2	2	2	2	2	10	7	12	11	8	9	2	4	5	1	6
Data 7	2	2	2	2	2	2	12	10	7	9	11	8	2	4	5	1	6
Data 8	2	2	2	2	2	2	10	7	12	11	8	9	2	5	4	1	6

Tabel 4.8: Hasil klasifikasi penderita stroke responden kedua (2 gerakan)

DATA	GT	Hasil Class					d										
		$k = 3$	$k = 5$	$k = 7$	$k = 9$	$k = 11$											
Data 1	1	1	1	1	1	1	4	5	3	1	2	6	8	9	7	12	10
Data 2	1	1	1	1	1	1	6	2	1	3	7	5	8	4	9	12	10
Data 3	1	1	1	1	1	1	2	1	6	3	5	4	7	8	9	12	10
Data 4	1	1	1	1	1	1	5	4	3	2	1	6	8	9	7	10	12
Data 5	2	2	2	2	2	2	12	11	10	9	8	7	6	2	1	3	5
Data 6	2	2	2	2	2	2	9	8	7	10	11	12	6	2	1	3	5
Data 7	2	2	2	2	2	2	11	10	12	9	8	7	6	2	1	3	5
Data 8	2	2	2	2	2	2	8	9	7	6	10	2	1	3	11	12	5

Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 adalah hasil klasifikasi kedua responden penderita stroke. Kolom data adalah kumpulan dari data *testing*, kolom GT merupakan label kelas yang diberikan pada data *testing* dimana 1 untuk data *testing* gerakan kanan dan 2 untuk data *testing* gerakan kiri, kolom hasil *class* merupakan hasil dari klasifikasi data *testing* untuk setiap nilai k yang diberikan yaitu bilangan ganjil 3 sampai 11 dan kolom d merupakan 11 jarak terpendek data *testing* dengan data *training*. Terlihat bahwa setiap data *testing* yang diberikan mampu diklasifikasikan dengan benar sesuai dengan label kelasnya.

4.4.2 Data Orang Normal dengan Lima Gerakan

Setelah melihat bagaimana hasil klasifikasi KNN terhadap data sinyal orang normal dan penderita stroke dengan melakukan dua gerakan, diketahui bahwa kondisi responden masih belum mempengaruhi besar akurasi klasifikasi karena nilainya yang masih mencapai 100%. Oleh karena itu dilakukan pengujian dengan mengamati pengaruh variasi gerakan yang dilakukan terhadap besarnya akurasi klasifikasi KNN.

Pada pengujian ini menambah gerakan menjadi lima gerakan. Sebelumnya telah dimiliki data sinyal orang normal dengan melakukan 5 gerakan yaitu *wave right*, *wave left*, mengacungkan jempol, telunjuk dan jari dua. Kelima gerakan yang sudah dilakukan ini diujikan pada pengujian yang kedua. Nilai k pada pengujian ini juga ditambah sampai bilangan ganjil 15. Penambahan jumlah nilai k dilakukan karena jumlah data gerakan yang bertambah, sehingga memungkinkan untuk memberi nilai k sampai bilangan ganjil 15.

Dari hasil klasifikasi beberapa data yang diklasifikasikan tidak sesuai dengan label kelasnya. Kesalahan klasifikasi terjadi pada gerakan kanan dan telunjuk. Dari data *testing* gerakan telunjuk banyak dikenali sebagai gerakan kanan. Hal ini dapat terjadi karena kedua gerakan melibatkan dua otot yang sama-sama dominan berkontraksi dan memiliki nilai fitur yang hampir sama, sehingga ketika menentukan label mayoritas pada *channel* yang sama berkontraksi batasan nilai fiturnya menjadi kabur. Kesalahan klasifikasi juga terjadi pada gerakan jempol yang banyak dikenali sebagai gerakan telunjuk.

Besar nilai akurasi pada pengujian yang kedua disajikan dalam Tabel 4.9 dan Tabel 4.10. Akurasi didapatkan sebesar 91% untuk responden yang pertama sedangkan responden kedua akurasi sebesar 82%. Dibandingkan dengan akurasi sebelumnya pada orang normal yang melakukan dua gerakan, maka terjadi penurunan besar akurasi. Penurunan pada responden pertama 9% dan pada responden kedua hampir mencapai 18%. Penurunan besar akurasi saat dilakukan penambahan gerakan menunjukkan bahwa dengan menambah gerakan lebih dari dua dapat mempengaruhi hasil klasifikasinya. Semakin banyak gerakan yang diujikan maka peluang kemungkinan benar hasil klasifikasinya kecil. Ketika hanya dua gerakan yang diujikan maka setiap gerakan memiliki peluang masing-masing 50% bernilai 0 atau 1. Sedangkan ketika lima gerakan yang diujikan maka peluang setiap gerakan sebesar 20%. Kompleksitas gerakan yang dilakukan juga mempengaruhi. Untuk gerakan mengacungkan telunjuk, jempol dan dua jari otot yang berkontraksi terdapat kesamaan, sehingga memungkinkan terjadi kesalahan pada hasil klasifikasi.

Tabel 4.9: Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (5 gerakan)

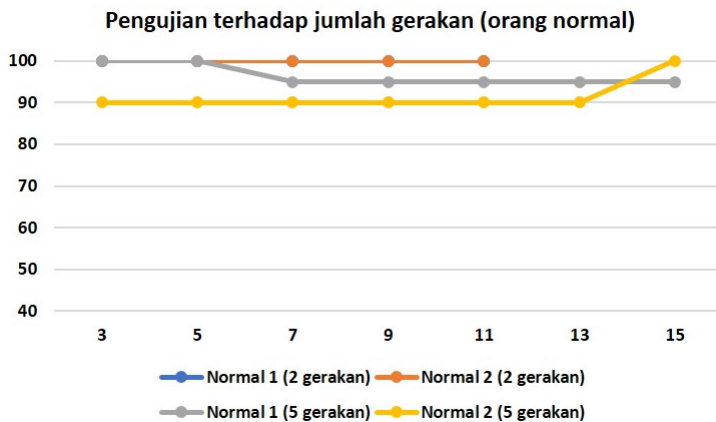
Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk dan dua jari</i>	3	100%
	5	100%
	7	95%
	9	95%
	11	95%
	13	95%
	15	95%
Rata-rata		96%

Tabel 4.10: Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (5 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk dan dua jari</i>	3	90%
	5	90%
	7	90%
	9	90%
	11	90%
	13	90%
	15	100%
Rata-rata		91%

Penambahan nilai k juga mempengaruhi hasil klasifikasi. Pada responden yang pertama, akurasi paling bagus pada nilai k 3,5 dan mengalami penurunan tetap ketika nilai k 7 sampai 15. Sedangkan pada responden kedua terjadi hal sebaliknya dimana pada nilai k tertinggi didapatkan akurasi paling bagus. Menurut teori semakin besar nilai k yang diberikan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi atau bahkan juga dapat menurunkan akurasi klasifikasi membuat batasan fitur setiap kelas menjadi lebih kabur dan membuat terjadi kesalahan klasifikasi, bergantung pada ruang fiturnya. Semakin sempit ruang fitur maka ketika diberikan nilai k yang besar dapat ditemukan banyak kesalahan karena dapat dimungkinkan untuk mengambil nilai dari fitur yang lain, sebaliknya jika ruang fiturnya lebar yang artinya nilai-nilai fitur beragam maka ketika diberikan nilai k yang besar dapat meningkatkan hasil klasifikasi.

Gambar 4.21 merupakan grafik yang menunjukkan perbedaan akurasi terhadap pengujian penambahan variasi gerakan pada orang normal yang mengalami penurunan mencapai 90%. Dari grafik tersebut dapat diketahui pula akurasi optimal yang diperoleh responden saat diberikan berapa nilai k . Untuk kedua responden saat diujikan dengan dua gerakan semua nilai k yang diberikan yaitu 3,5,7,9 dan 11 memberikan akurasi optimal karena hasilnya yang selalu mencapai 100%. Sedangkan saat diujikan dengan lima gerakan akurasi optimal didapatkan responden pertama sebesar 100% saat nilai k 3 dan 5. Sebaliknya responden kedua mencapai akurasi optimal sebesar 100% saat diberikan nilai k 15.



Gambar 4.21: Grafik hasil klasifikasi orang normal dua dan lima gerakan

4.4.3 Data Penderita Stroke dengan Lima Gerakan

Pengujian yang ketiga adalah menggunakan data lima gerakan penderita stroke. Hasil klasifikasi orang normal dengan melakukan dua gerakan dan lima gerakan menunjukkan perbedaan adanya penurunan akurasi nilai klasifikasi. Pada pengujian ini, mengamati adanya pengaruh variasi gerakan terhadap akurasi klasifikasi penderita stroke. Banyaknya gerakan yang diujikan akan semakin menurunkan nilai akurasi klasifikasi atau bahkan menjadikan hasil klasifikasi lebih bagus. Gerakan yang diujikan pada penderita stroke sama dengan pada orang normal. Namun tidak menutup kemungkinan untuk melakukan gerakan yang berbeda sesuai dengan kemampuan responden dalam melakukan gerakan.

Pada pengujian sebelumnya dimana klasifikasi dilakukan pada penderita stroke dengan melakukan dua gerakan diperoleh akurasi mencapai 100%. Namun, dengan penambahan gerakan menjadi lima, akurasi mengalami penurunan. Responden pertama nilai akurasi didapat 88% dan responden kedua akurasi sebesar 86%. Hal ini menunjukkan adanya kesamaan perbandingan hasil antara orang normal dengan penderita stroke bahwa variasi gerakan mempengaruhi

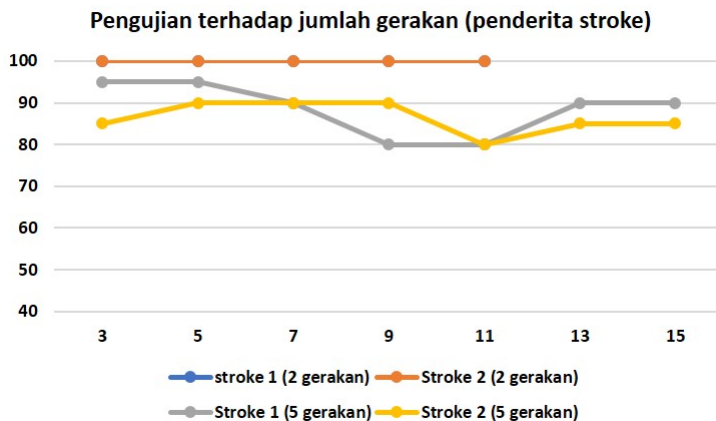
ruhi hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi baik orang normal maupun penderita stroke saat melakukan lima gerakan dinilai lebih representatif karena pada setiap nilai k yang diberikan tidak menunjukkan hasil akurasi mencapai 100%.

Tabel 4.11: Akurasi klasifikasi pada penderita stroke responden pertama (5 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk dan dua jari</i>	3	95%
	5	95%
	7	90%
	9	80%
	11	80%
	13	90%
	15	90%
Rata-rata		88%

Tabel 4.12: Akurasi klasifikasi pada penderita stroke responden pertama (5 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk dan dua jari</i>	3	85%
	5	90%
	7	90%
	9	90%
	11	80%
	13	85%
	15	85%
Rata-rata		86%



Gambar 4.22: Grafik hasil klasifikasi dua dan lima gerakan penderita stroke

Gambar 4.22 menampilkan perbedaan akurasi hasil pengujian penambahan variasi gerakan pada penderita stroke. Seperti hasil pengujian sebelumnya pada orang normal saat dilakukan penambahan variasi gerakan menjadi lima gerakan mengalami penurunan hasil akurasi klasifikasi. Penurunan akurasi ini juga terjadi pada pengujian terhadap penderita stroke sebesar 20%. Dari grafik tersebut dapat dilihat akurasi optimal yang diperoleh setiap responden saat dilakukan pengujian dua gerakan dan lima gerakan. Untuk pengujian dua gerakan kedua responden mencapai akurasi optimal pada nilai k 3,5,7,9 dan 11 sebesar 100%. Pengujian lima gerakan responden pertama akurasi optimal saat diberikan nilai k 3 dan 5 sebesar 95% dan responden kedua akurasi optimal sebesar 90% saat diberikan nilai k 3,5 dan 7.

4.4.4 Data Orang Normal dengan Sepuluh Gerakan

Selanjutnya adalah pengujian dengan menambah lima gerakan sehingga banyak gerakan yang diklasifikasikan menjadi sepuluh. Penambahan gerakan menjadi sepuluh ini bertujuan untuk mengetahui seberapa banyak gerakan yang dapat di klasifikasikan dengan

metode KNN dengan hasil akurasi yang baik karena nantinya sinyal EMG ini diimplementasikan sebagai media kontrol tidak hanya satu satau lima *electric device*. Gerakan tambahan yang diujikan adalah telunjuk-jempol, hai 3, kelingking, tap dan up. Besar nilai akurasi disajikan pada Tabel 4.13 dan Tabel 4.14.

Dari hasil akurasi kedua responden mengalami penurunan ketika diberikan lima variasi gerakan. Responden pertama mengalami penurunan sebanyak 11% jika dibandingkan dengan klasifikasi lima gerakan sedangkan pada responden kedua penurunan klasifikasi sebanyak 11%. Variasi gerakan semakin mempengaruhi besar nilai akurasi klasifikasi KNN karena dengan banyaknya gerakan yang diujikan maka semakin banyak data yang dijadikan pembanding dalam proses klasifikasi. Otot-otot yang terlibat dalam gerakan yang dilakukan bisa juga menjadi memiliki banyak kemiripin sehingga mempengaruhi dari fitur-fitur yang dimiliki setiap data sinyal EMG.

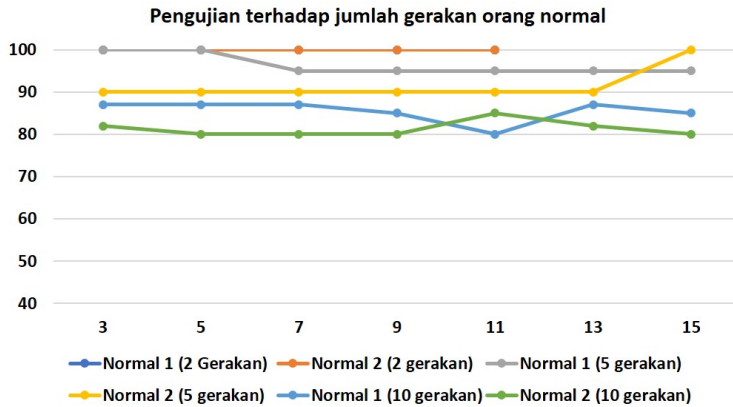
Tabel 4.13: Akurasi klasifikasi orang normal responden pertama (10 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk, dua jari telunjuk-jempol, hai 3, kelingking tap dan up</i>	3	87%
	5	87%
	7	87%
	9	85%
	11	80%
	13	87%
	15	85%
Rata-rata		85%

Tabel 4.14: Akurasi klasifikasi orang normal responden kedua (10 gerakan)

Gerakan	k	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk, dua jari telunjuk-jempol, hai 3, kelingking tap dan up</i>	3	82%
	5	80%
	7	80%
	9	80%
	11	85%
	13	82%
	15	80%
Rata-rata		81%

Pengujian dengan sepuluh gerakan ini masih dianggap memiliki akurasi yang baik meskipun mengalami penurunan karena nilai akurasi masih mencapai 80%. Sehingga ketika diimplementasikan untuk mengontrol *electric device* tidak terbatas pada sedikit perangkat. Dengan demikian diharapkan dapat membantu aktivitas sehari-hari penderita stroke. Gambar 4.23 merupakan grafik perbandingan akurasi terhadap penambahan variasi gerakan pada orang normal dimana terus mengalami penurunan setiap diberikan penambahan variasi gerakan. Untuk mengetahui berapa nilai k yang diberikan sehingga memperoleh akurasi optimal dapat diamati pada grafik tersebut. Pada sepuluh gerakan ini akurasi optimal hanya mencapai 87% pada nilai k 3,5,7 dan 13 yang merupakan hasil pengujian responden pertama. Berbeda dengan pengujian sebelumnya dimana akurasi optimal bisa mencapai 100%. Responden kedua akurasi optimal hanya sebesar 85% saat diberikan nilai k 11.



Gambar 4.23: Grafik hasil klasifikasi dua, lima dan sepuluh gerakan orang normal

4.4.5 Data Penderita Stroke dengan Sepuluh Gerakan

Pengujian dengan penambahan gerakan menjadi sepuluh juga dilakukan pada penderita stroke dengan gerakan sama yang dilakukan oleh orang normal. Seberapa banyak gerakan yang dapat dilakukan oleh penderita stroke dengan menghasilkan akurasi yang bagus agar sistem ini dapat diimplementasikan sebagai media kontrol penderita stroke. Hasil akurasi klasifikasinya ditampilkan pada Tabel 4.15 dan Tabel 4.16.

Tabel 4.15: Akurasi klasifikasi penderita stroke responden pertama (10 gerakan)

Gerakan	<i>k</i>	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk, dua jari telunjuk-jempol, hai 3, kelingking tap dan up</i>	3	92%
	5	87%
	7	85%
	9	80%
	11	82%
	13	82%
	15	80%
Rata-rata		84%

Tabel 4.16: Akurasi klasifikasi penderita stroke responden kedua (10 gerakan)

Gerakan	<i>k</i>	Akurasi
<i>Wave right, wave left, jempol, telunjuk, dua jari telunjuk-jempol, hai 3, kelingking tap dan up</i>	3	72%
	5	68%
	7	68%
	9	65%
	11	65%
	13	63%
	15	65%
Rata-rata		66%

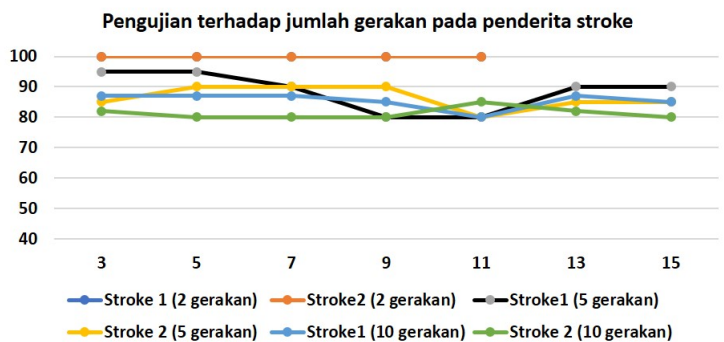
Dari hasil akurasi yang diperoleh sistem klasifikasi saat melakukan sepuluh gerakan pada penderita stroke mengalami penurunan jika dibandingkan dengan klasifikasi dua gerakan dan lima gerakan. Penurunan yang terjadi saat melakukan lima gerakan dan sepuluh gerakan sebesar 4% untuk responden pertama dan 20% untuk responden kedua. Hasil akurasi ini semakin menunjukkan bahwa variasi gerakan mempengaruhi hasil klasifikasi karena semakin bervariasi gerakan yang dilakukan maka otot-otot yang terlibat antara gerakan yang satu dengan yang lain banyak memiliki kemiripan.

Pada klasifikasi baik sepuluh gerakan dan lima gerakan, responden pertama memiliki nilai akurasi yang lebih besar dibandingkan dengan responden kedua. Selisih kedua responden saat melakukan lima gerakan sebesar 2% sedangkan saat melakukan sepuluh gerakan sebesar 18%. Hal ini dapat terjadi mengingat kondisi kedua responden atau stadium stroke yang dialami kedua responden berbeda. Responden pertama sudah berada pada tahap pemulihan sehingga aktivasi ototnya lebih baik dibandingkan responden kedua yang baru mengalami serangan stroke. Saat diujikan dengan sepuluh gerakan, responden pertama hasilnya masih bagus mencapai 80% sedangkan pada responden kedua hasilnya jauh lebih kecil yaitu sebesar 66%. Dari hasil tersebut diketahui bahwa kondisi penderita stroke *iskemik* dengan stadium yang tinggi atau stroke yang dialami masih sangat parah, tidak dapat diberikan gerakan yang banyak variasinya karena keterbatasan gerak ototnya sehingga klasifikasi yang dihasilkan rendah. Untuk kondisi stroke yang seperti ini, baik jika gerakan yang dilakukan sebanyak lima gerakan karena akurasinya yang mencapai 80%.

Responden kedua kesalahan klasifikasi banyak terjadi pada gerakan up yang dikenal sebagai gerakan kanan. Kesalahan pengenalan ini dapat terjadi karena pada dasarnya kedua gerakan yang dilakukan ini sama dan melibatkan otot yang sama persis. Perbedaannya hanya pada posisi dan rotasi tangan tangan saat melakukan gerakan. Untuk gerakan kanan jari-jari pada kondidi meregang sedangkan pada gerakan up kondisi jari-jari menggenggam. Sehingga jika terjadi kesalahan klasifikasi pada kedua gerakan tersebut dinilai sangat wajar. Kesalahan klasifikasi untuk kedua gerakan ini juga terjadi pada orang normal dan penderita stroke responden pertama namun jumlah kesalahan klasifikasinya tidak sebanyak pada responden kedua penderita stroke.

Gambar 4.24 merupakan grafik yang menunjukkan perbedaan akurasi klasifikasi saat diujikan penambahan variasi gerakan pada penderita stroke yang mengalami penurunan setiap ditambahkan variasi gerakan sebesar 20%. Dari grafik tersebut dapat dilihat akurasi paling optimal pada setiap pengujian berdasarkan nilai k yang diberikan. Pada pengujian dua gerakan hasilnya mencapai 100% untuk setiap nilai k yang diberikan yaitu 3,5,7, 9 dan 11. Pengujian kedua lima gerakan akurasi paling optimal sebesar 95% saat nilai k

3 dan 5 untuk responden stroke yang pertama sedangkan responden stroke kedua akurasi optimal sebesar 90% dengan nilai k 5,7 dan 9. Pengujian sepuluh gerakan untuk kedua responden mencapai akurasi optimal saat diberikan nilai k 3 yaitu 92% responden pertama dan 72% responden kedua.



Gambar 4.24: Grafik hasil klasifikasi dua, lima dan sepuluh gerakan pada penderita stroke

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dalam tugas akhir ini, telah dilakukan pengambilan data sinyal EMG pada orang normal dan penderita stroke, sebelum dilakukan ketahap selanjutnya, sinyal EMG yang memiliki nilai negatif diubah menjadi positif (*absolute*) dan ditentukan batas bawah sinyal yang akan diproses (*threshold*), kemudian diambil fitur-fiturnya menggunakan metode *time domain*. Fitur itulah yang kemudian diklasifikasikan menggunakan metode KNN dan dilakukan pengujian terhadap klasifikasi yang sudah dilakukan dengan beberapa parameter pengujian. Dari proses tersebut, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Karakteristik sinyal EMG antara orang normal dan penderita stroke berbeda dimana pada orang normal memiliki bentuk sinyal yang relatif kuat dengan rata-rata besarnya amplitudo $50 - 100\mu V$ sedangkan pada penderita stroke sangat lemah besarnya amplitudo tidak lebih dari $50\mu V$. *Peak* pada orang normal dapat mencapai $128\mu V$ dan penderita stroke $119\mu V$
2. Sinyal EMG bersifat *subject specific* yang berarti setiap individu memiliki karakteristik sinyal EMG yang berbeda-beda sehingga perlakuan sinyal setiap individu bisa saja berbeda seperti saat memberikan nilai *threshold*. Ketika sistem klasifikasi diterapkan kepada penderita stroke, perlu dilakukan kalibrasi sesuai dengan kemampuan aktivasi otot subjek tersebut.
3. Sinyal EMG merupakan sinyal listrik yang dihasilkan otot ketika berkontraksi maupun berelaksasi, sehingga pola sinyal yang dihasilkan setiap melakukan gerakan tidak dapat dibedakan dengan hanya melihat pola amplitudo dan frekuensinya. Salah satu ciri yang dapat membedakan sinyal gerakan yang satu dengan yang lain adalah dengan melihat aktivasi *channel* yang merekam aktivitas otot. Gerakan yang dilakukan melibatkan kontraksi otot dan otot yang berkontraksi setiap gerakan dapat berbeda. Saat *channel* menunjukkan nilai yang tinggi, maka *channel* tersebut sedang merekam otot yang dominan

- berkontraksi ketika melakukan gerakan tersebut.
4. Kondisi responden dan variasi mempengaruhi besarnya nilai akurasi klasifikasi KNN. Pada orang normal saat diujikan dengan dua gerakan akurasi mencapai 100%, diujikan dengan lima gerakan mengalami penurunan akurasi menjadi rata-rata 90% dan ketika diujikan dengan sepuluh gerakan akurasi kembali mengalami penurunan menjadi rata-rata 80%. Begitu juga pada kedua responden penderita stroke. Dengan kondisi penderita stroke responden pertama yang mengalami stroke *iskemik* tahap pemulihan diketahui akurasi 100% untuk dua gerakan, 88% untuk lima gerakan dan 84% untuk sepuluh gerakan. Sedangkan pada penderita stroke *iskemik* yang baru mengalami serangan stroke selama dua bulan nilai akurasinya lebih rendah yaitu 100% untuk dua gerakan, 86% untuk lima gerakan dan 66% untuk sepuluh gerakan.
 5. Nilai k yang diberikan pada klasifikasi KNN mempengaruhi besarnya hasil akurasi. Semakin besar nilai k yang diberikan terjadi penurunan pada hasil klasifikasi karena batasan kelas data menjadi kabur. Nilai k yang memberikan akurasi paling baik adalah bilangan ganjil antara 3-7, meskipun pada penelitian ini hasilnya tidak semua pengujian terhadap nilai k memberikan perbedaan hasil.
 6. Dari hasil klasifikasi ini dapat dikembangkan untuk penelitian selanjutnya sebagai media kontrol *electric device* penderita stroke dalam kehidupan sehari-hari, sehingga perlu diketahui seberapa banyak gerakan yang mampu diklasifikasikan oleh metode KNN yang dapat digunakan sebagai media kontrol. Meskipun mengalami penurunan hasil klasifikasi setiap penambahan variasi gerakan, namun metode KNN masih dapat dengan baik mengklasifikasikan hingga sepuluh gerakan dengan akurasi rata-rata 80%. Pada kondisi responden stroke yang tingkat stadium penyakitnya masih parah gerakan yang dilakukan tidak lebih dari sepuluh karena hasil akurasi untuk sepuluh gerakan terbilang rendah yaitu sebesar 66%.

5.2 Saran

Demi pengembangan lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, disarankan beberapa langkah lanjutan sebagai berikut :

1. Penambahan data pada penderita stroke dengan kondisi yang hampir lumpuh untuk diketahui sejauh mana sistem ini dapat digunakan pada penderita stroke.
2. proses klasifikasi dilakukan secara *real time* sehingga dapat secara langsung menghasilkan sebuah nilai yang digunakan sebagai perintah mengontrol *electric device*.

Halaman ini sengaja dikosongkan

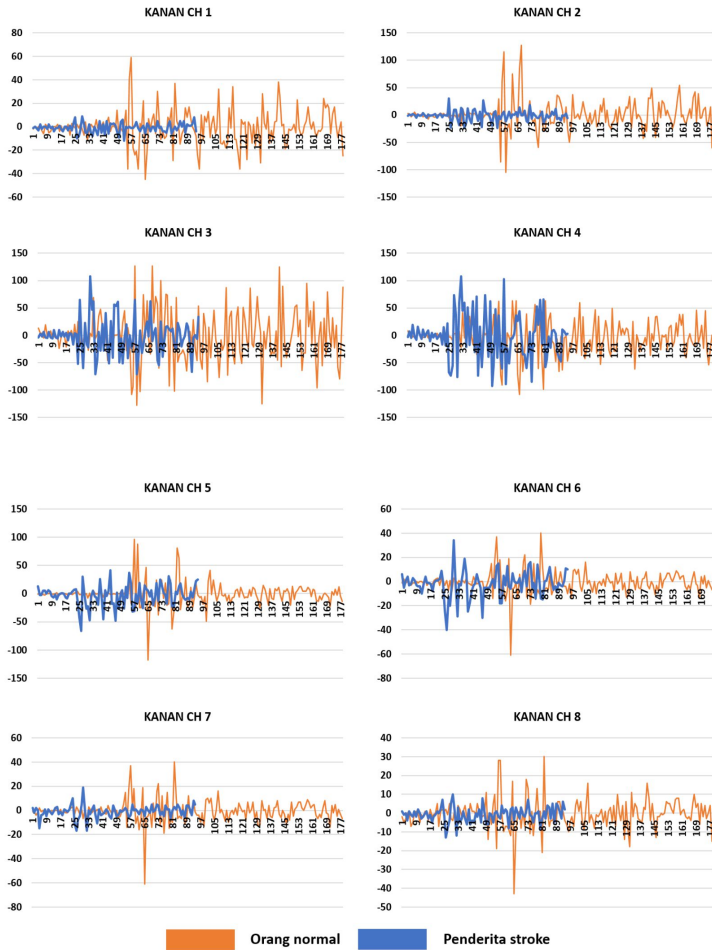
DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Stroke, “Penyakit Stroke-Retinal Artery Occlusion, url = <http://penyakitstroke.net/>, urldate = 2017-05-20.” (Dikutip pada halaman ix, 10, 11, 12).
- [2] A. Ganiev, H.-S. Shin, and K.-H. Lee, “Study on virtual control of a robotic arm via a myo armband for the selfmanipulation of a hand amputee,” Int. J. Appl. Eng. Res., vol. 11, no. 2, pp. 775–782, 2016. (Dikutip pada halaman ix, 14, 15, 46).
- [3] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang, “Surface electromyography signal processing and classification techniques,” in Sensors, 2013. (Dikutip pada halaman 1, 6).
- [4] N. Nazmi, M. A. A. Rahman, S. ichiroh Yamamoto, S. A. Ahmad, H. Zamzuri, and S. A. Mazlan, “A review of classification techniques of emg signals during isotonic and isometric contractions,” in Sensors, 2016. (Dikutip pada halaman 6).
- [5] M. Khoiri, Tinjauan Aplikasi Elektromiografi dalam Ergonomi. Seminar Nasional IV, SDM Teknologi Nuklir, August 2008. (Dikutip pada halaman 7, 15).
- [6] K. Nymoen, M. R. Haugen, and A. R. Jensenius, “Mumyo - evaluating and exploring the myo armband for musical interaction,” in NIME, 2015. (Dikutip pada halaman 9, 10).
- [7] A. Muttaqin. Penerbit Salemba. (Dikutip pada halaman 10, 11).
- [8] indah Purnomo Pratiwi, R. S. Dharmastiti, and Lientje, Letak Elektroda Elektromiografi pada Upper Extremity Muscle. Prosiding Seminar Nasional TEKNOIN 2014, November 2014. (Dikutip pada halaman 13).
- [9] M. Hakonen, H. Piitulainen, and A. Visala, “Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications,” Biomed. Signal Proc. and Control, vol. 18, pp. 334–359, 2015. (Dikutip pada halaman 16).

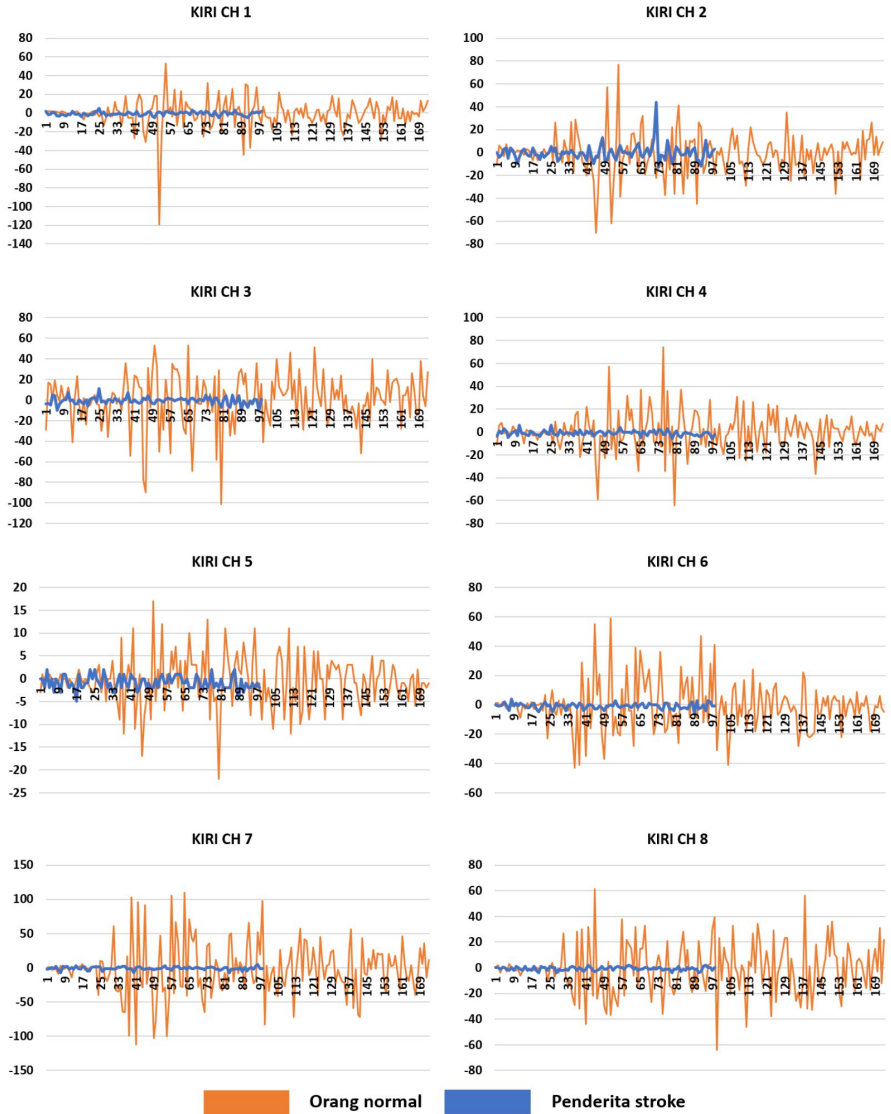
- [10] L. E. Peterson, “K-nearest neighbor,” Scholarpedia, vol. 4, no. 2, p. 1883, 2009. (Dikutip pada halaman 18).
- [11] F. DARMADI, A. RIZAL, and U. SUNARYA, “Deteksi sleep apnea melalui analisis suara dengkur dengan metode mel frekuensi cepstrum coefficient,” e-Proceeding of Engineering, vol. 2, no. 2, p. 2681, 2015. (Dikutip pada halaman 18).

LAMPIRAN

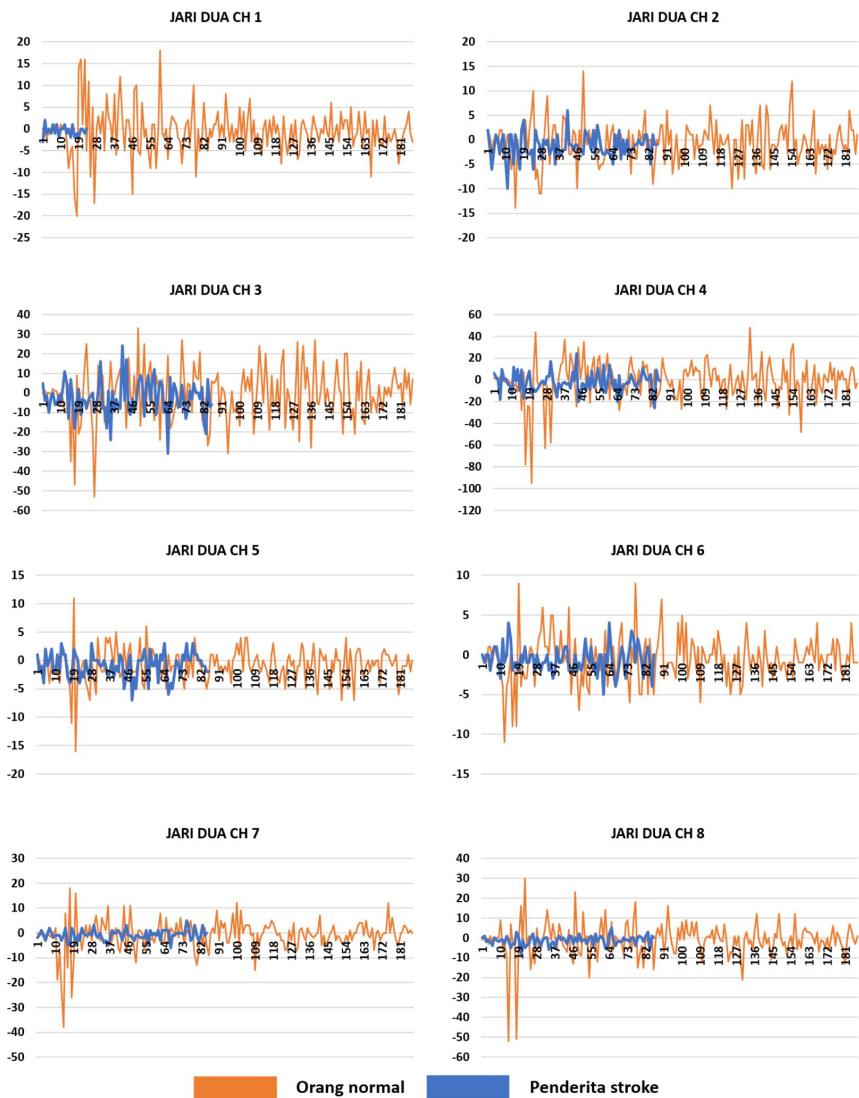
I. Visualisasi *Raw* sinyal EMG orang normal dan penderita stro- ke



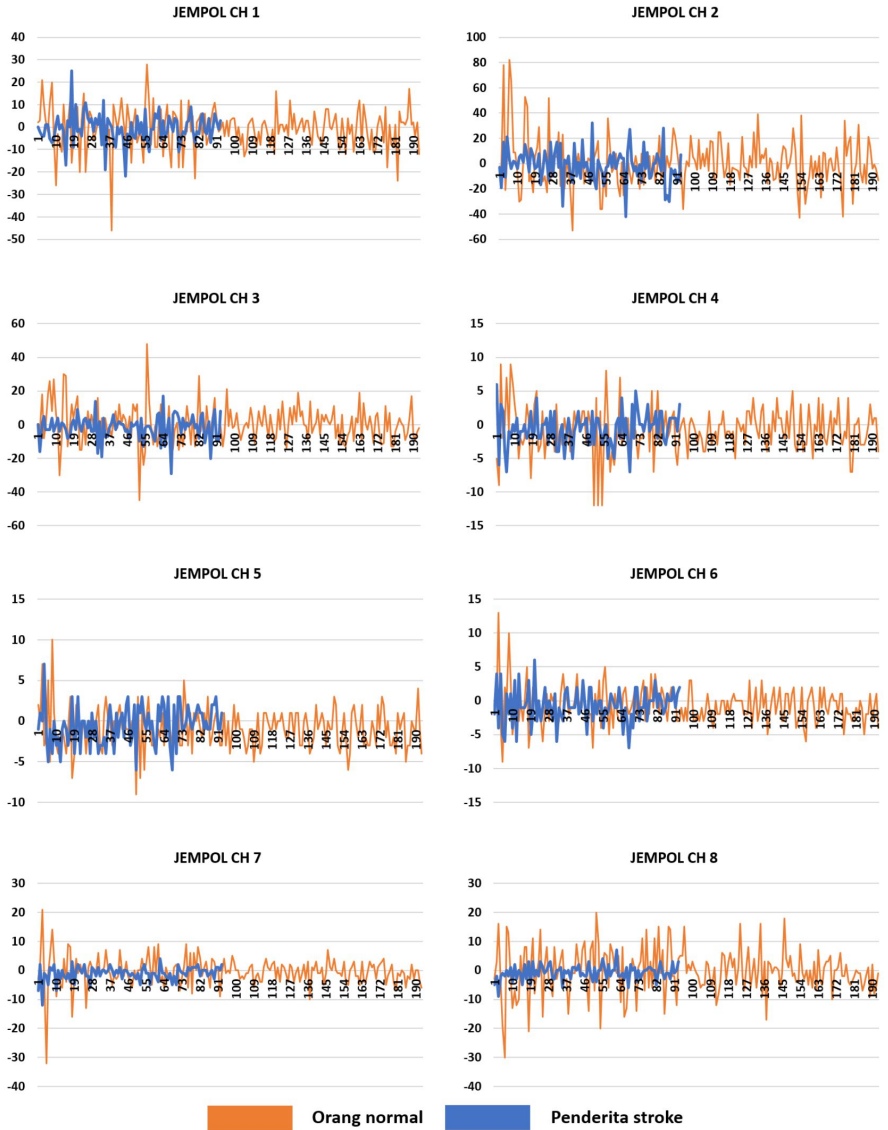
Gambar 1: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan *wave right*



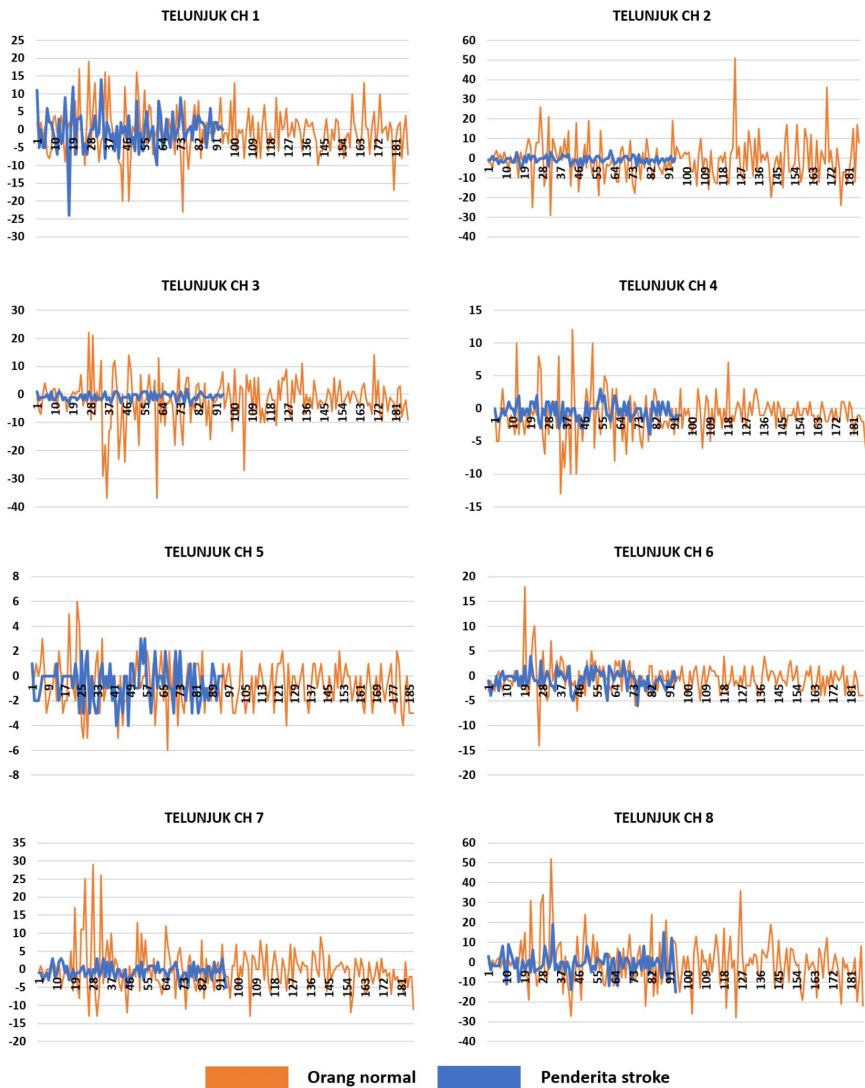
Gambar 2: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan *wave left*



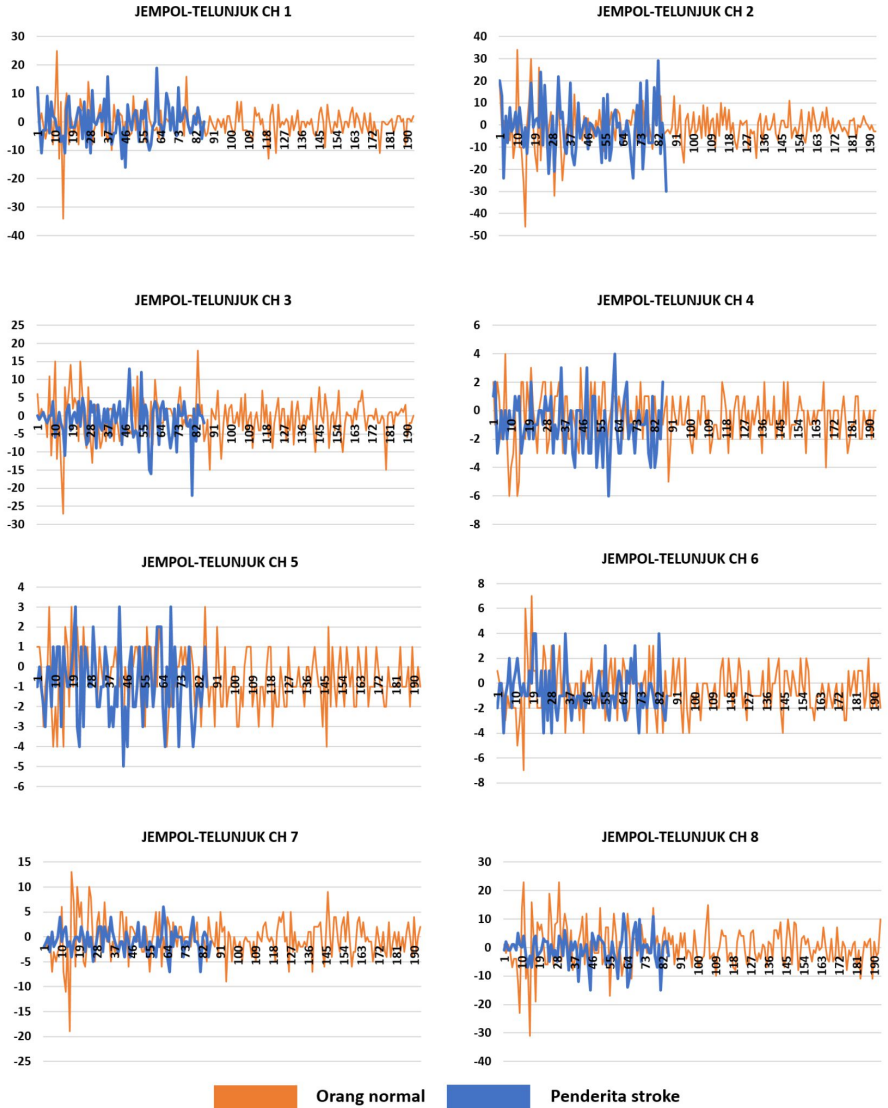
Gambar 3: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan jari dua



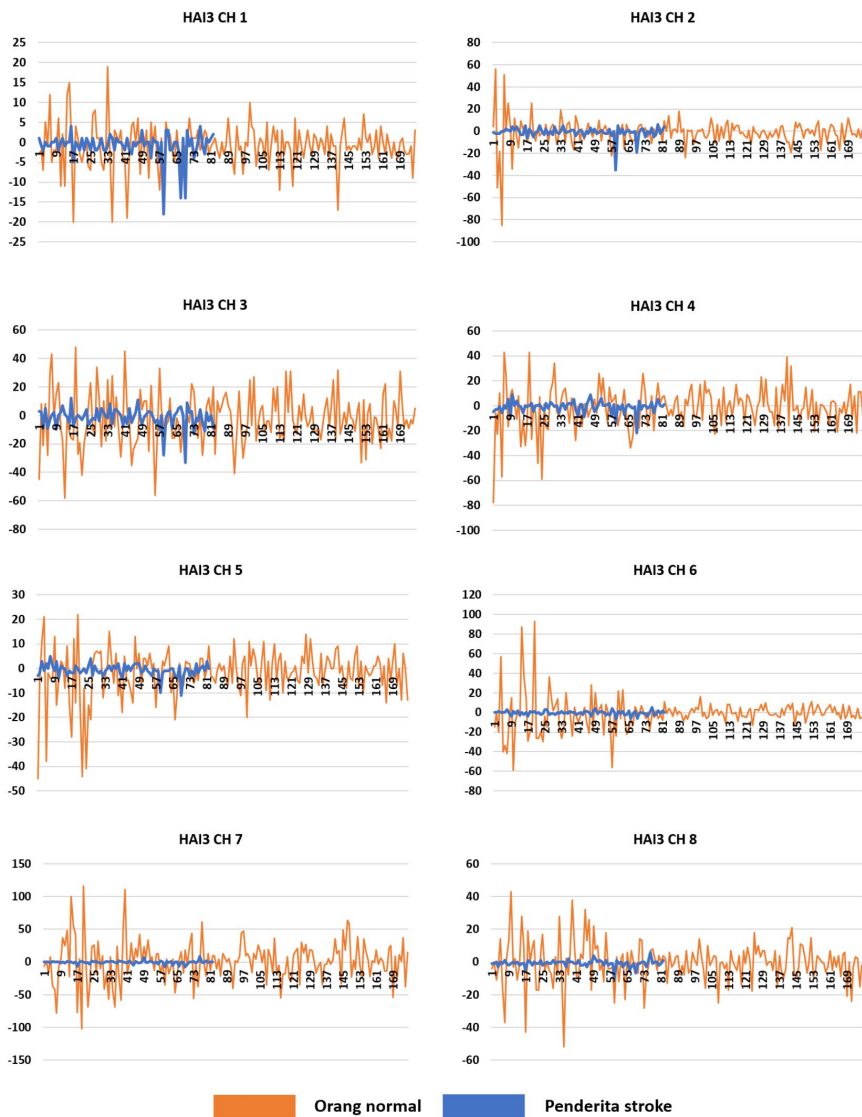
Gambar 4: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan jempol



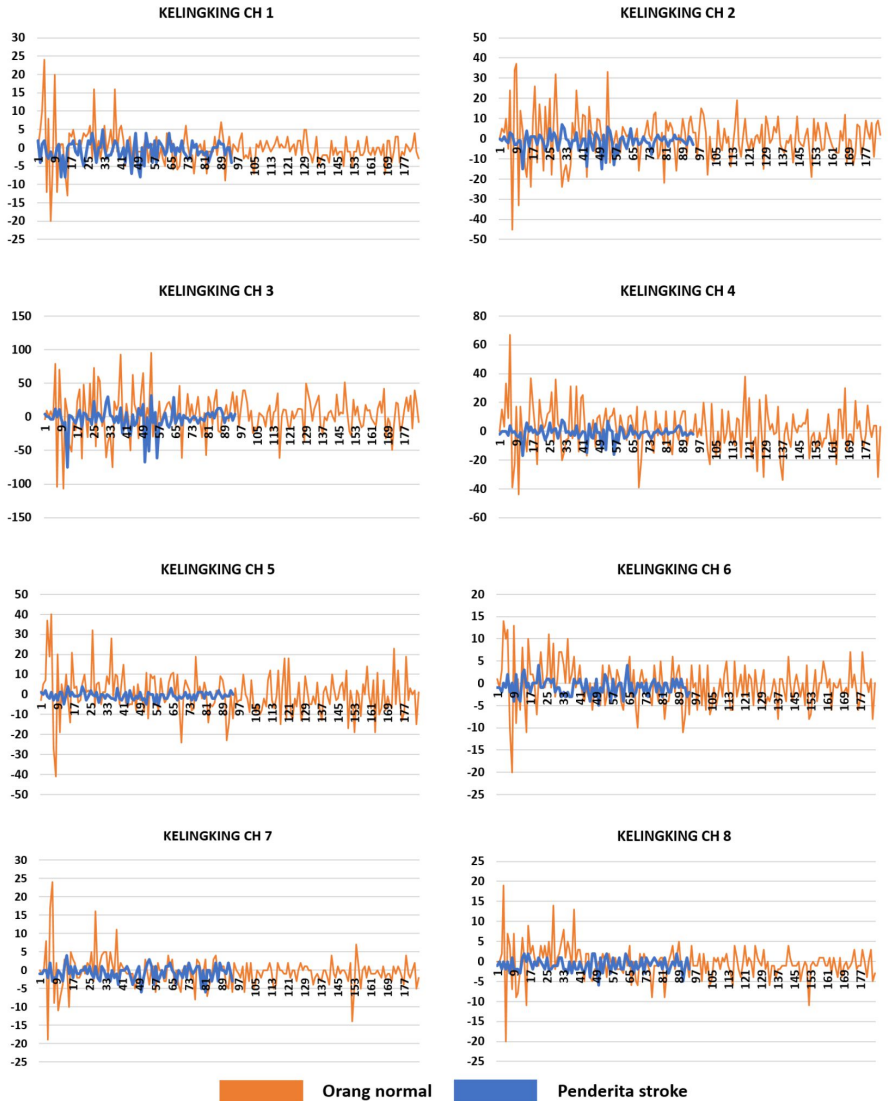
Gambar 5: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan telunjuk



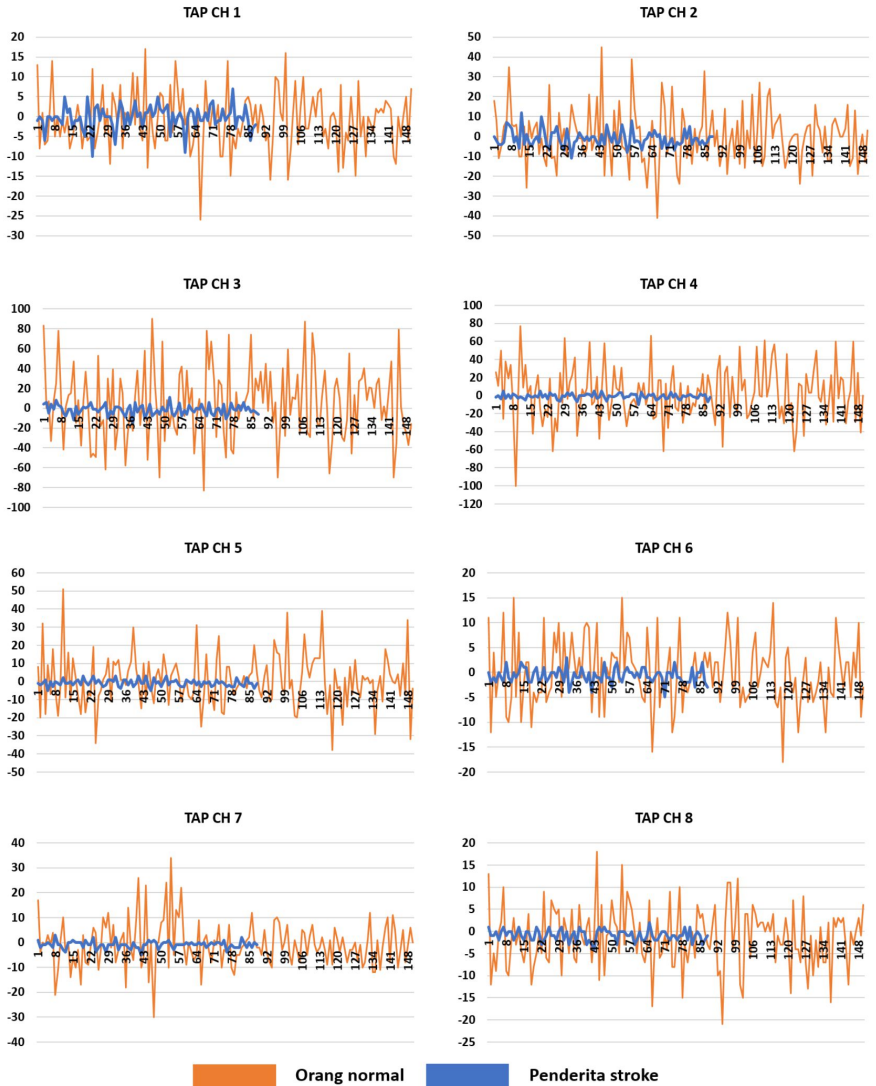
Gambar 6: Visualisasi Raw sinyal EMG gerakan jempol-telunjuk



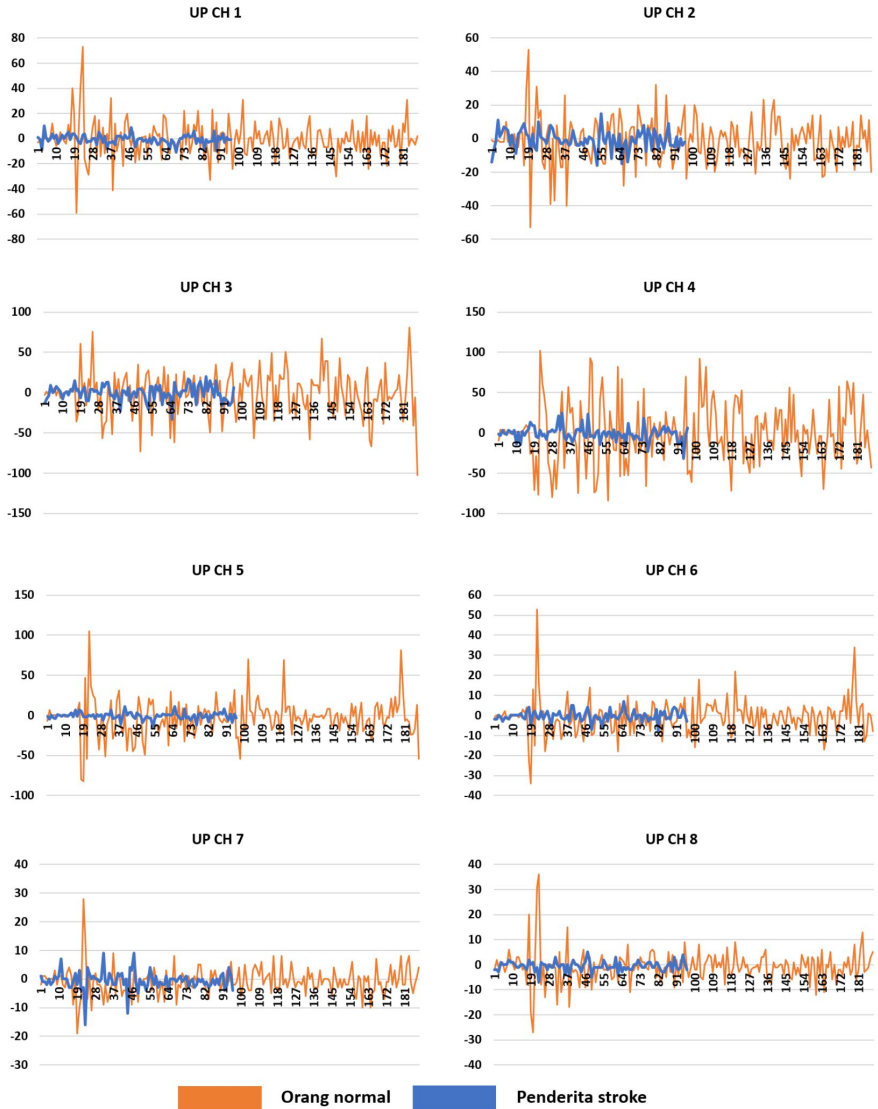
Gambar 7: Visualisasi Raw sinyal EMG gerakan hai 3



Gambar 8: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan kelingking

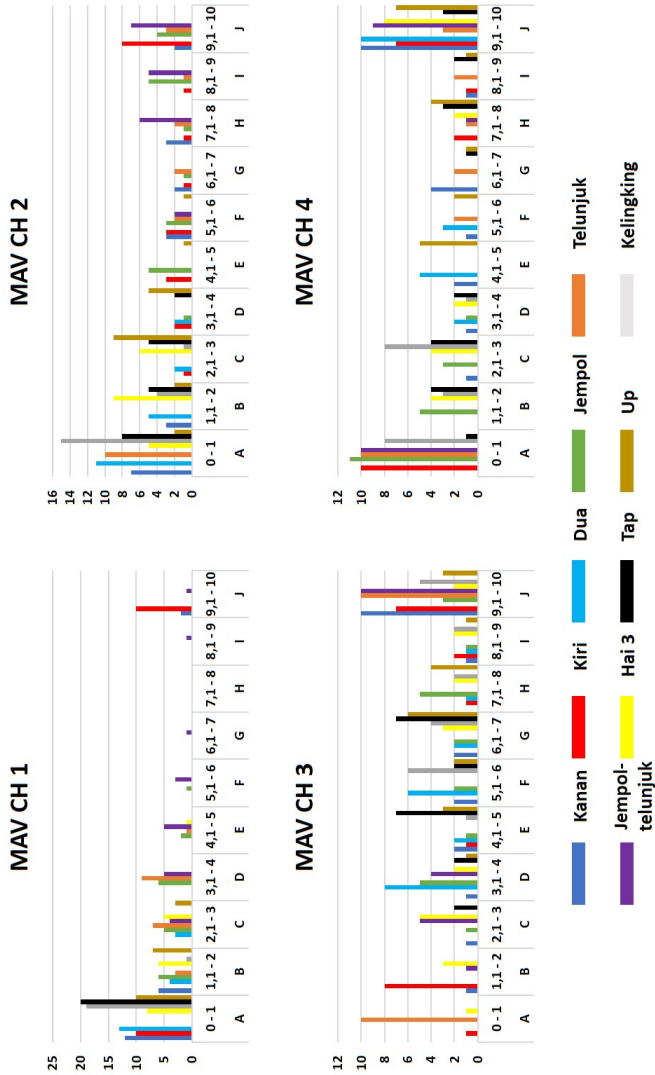


Gambar 9: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan tap

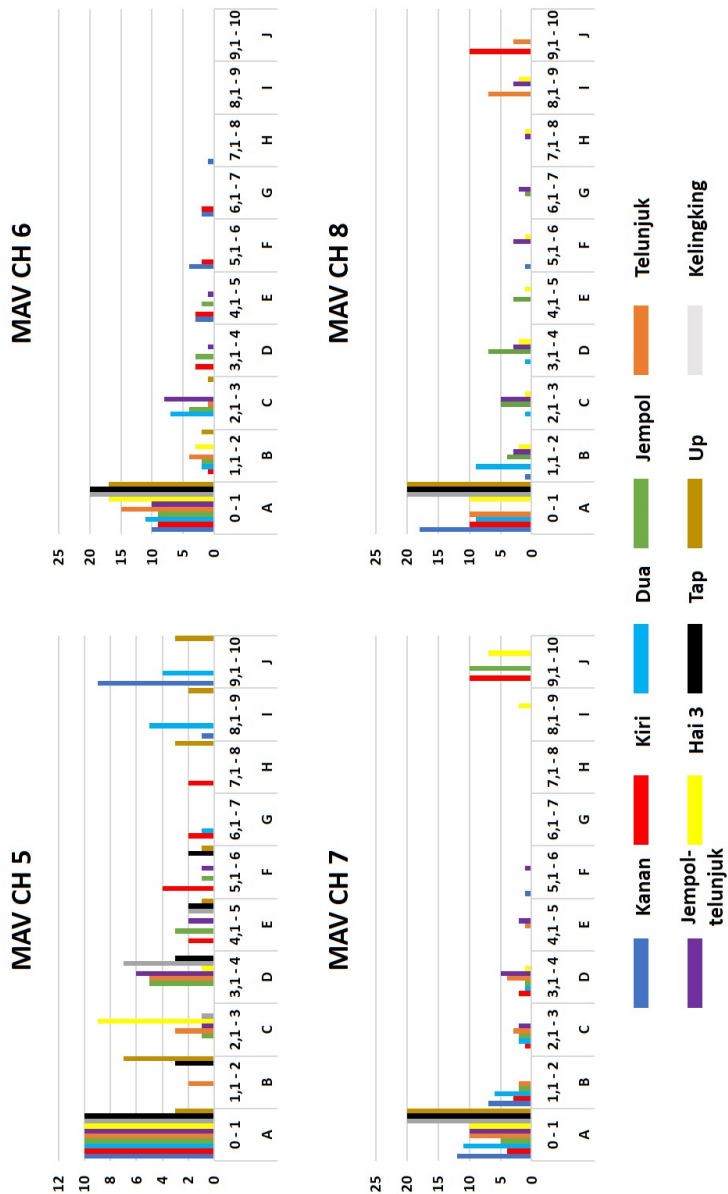


Gambar 10: Visualisasi *Raw* sinyal EMG gerakan up

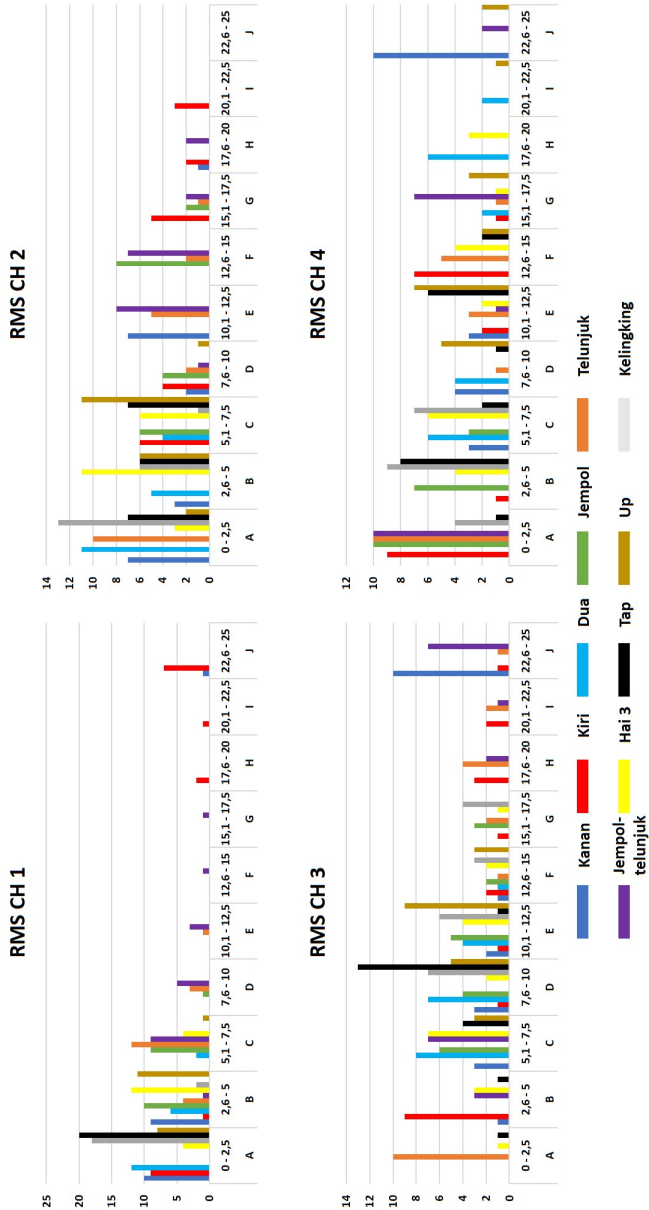
II. Ekstraksi fitur pada penderita stroke



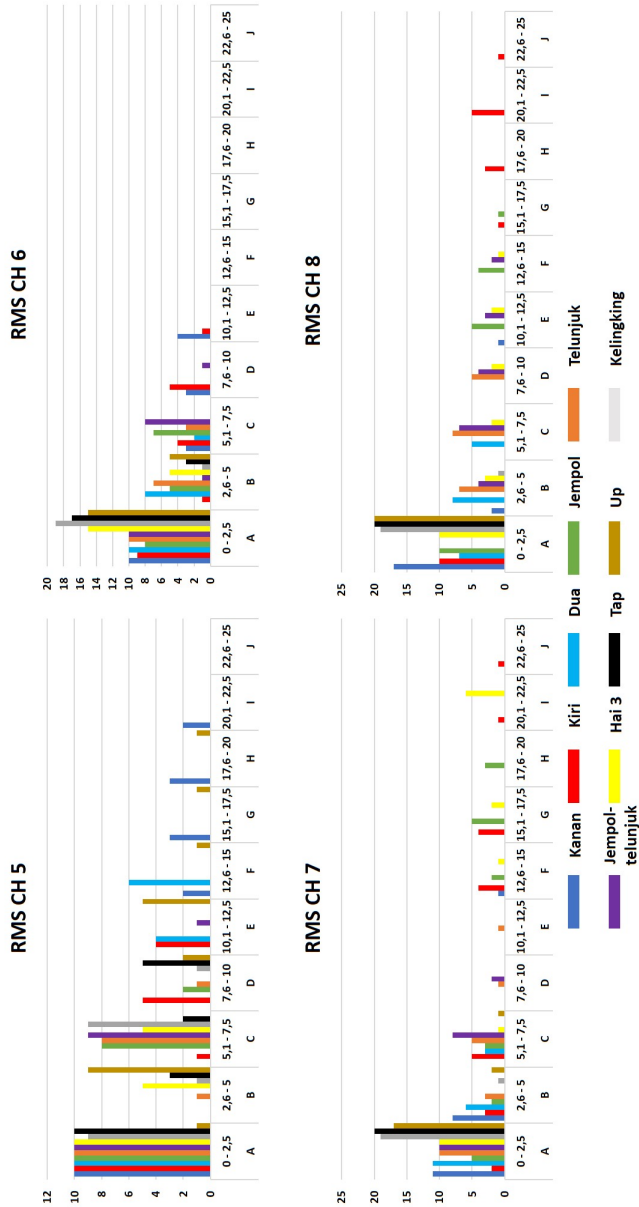
Gambar 11: Ekstraksi fitur MAV penderita stroke (a)



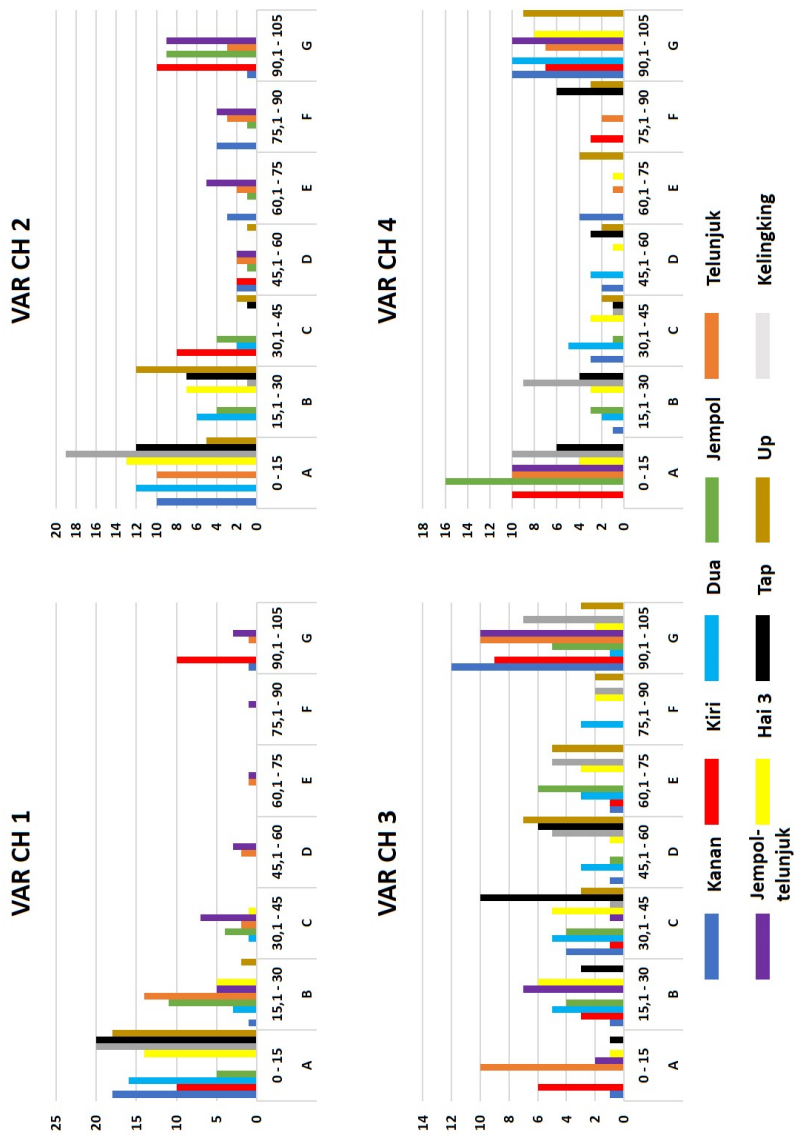
Gambar 12: Ekstraksi fitur MAV penderita stroke (b)



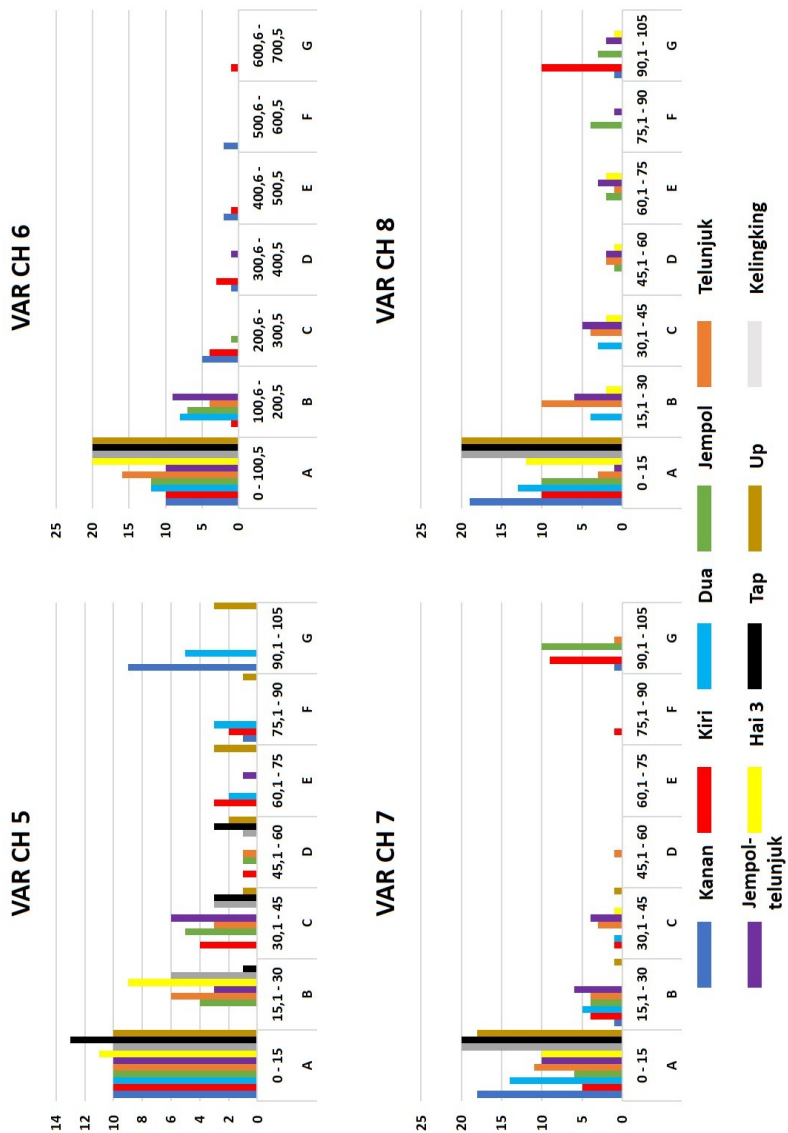
Gambar 13: Ekstraksi fitur RMS penderita stroke (a)



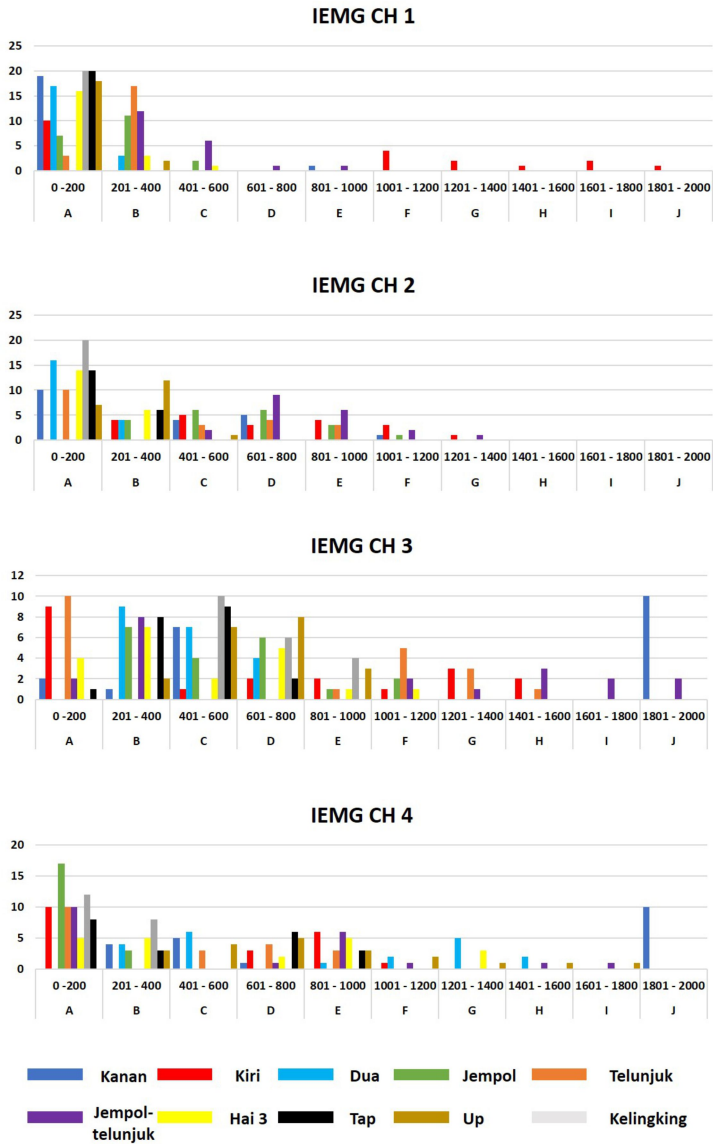
Gambar 14: Ekstraksi fitur RMS penderita stroke (b)



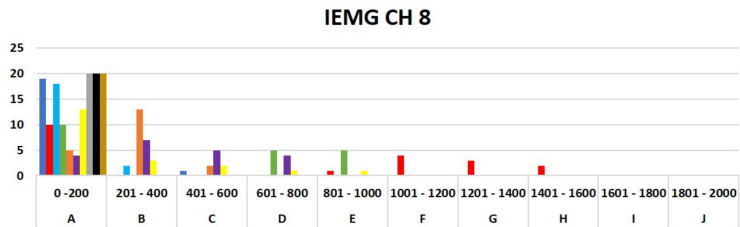
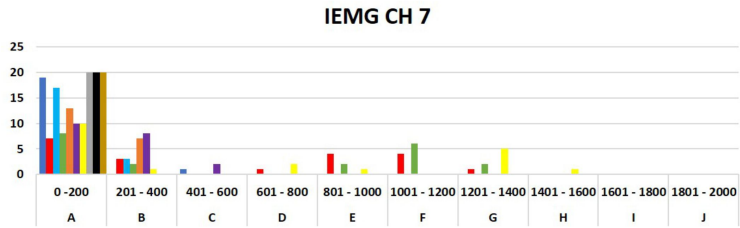
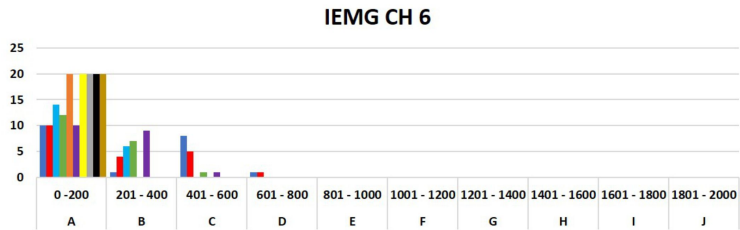
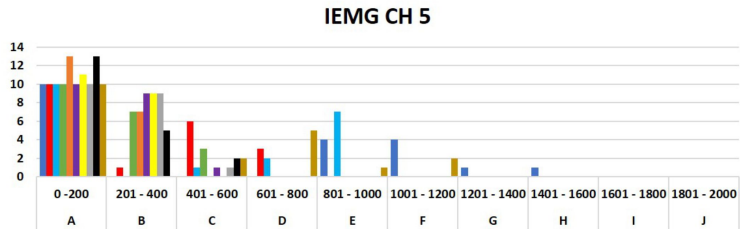
Gambar 15: Ekstraksi fitur VAR penderita stroke (a)



Gambar 16: Ekstraksi fitur VAR penderita stroke (b)

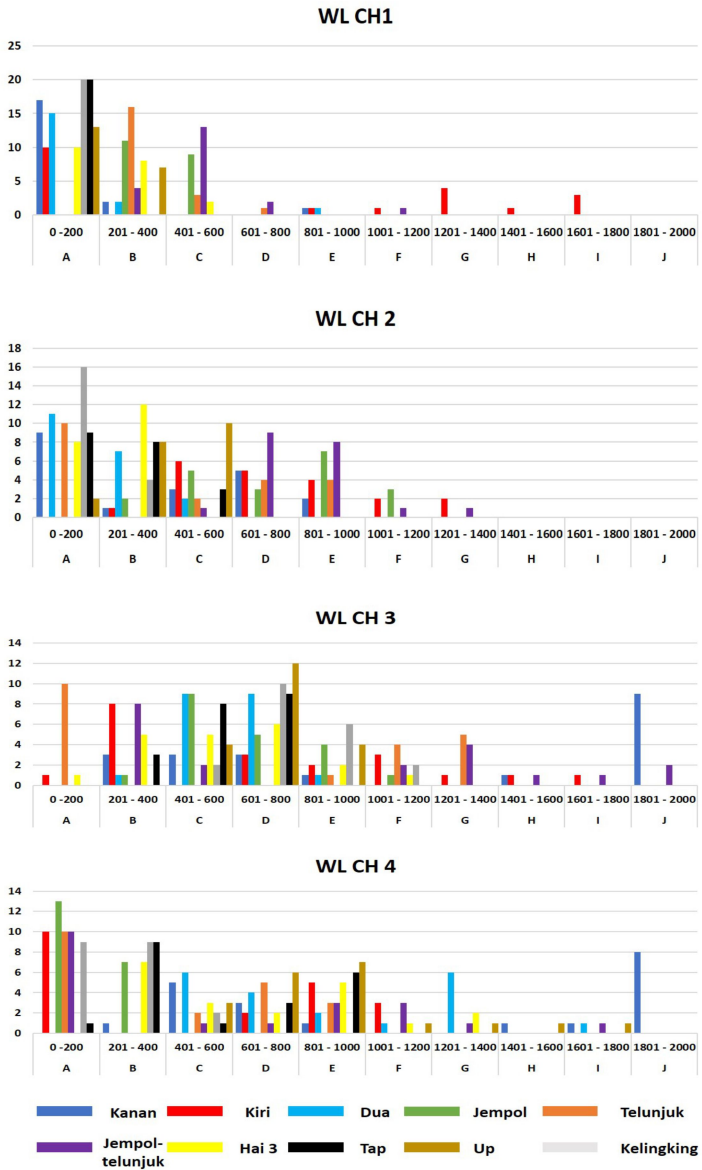


Gambar 17: Ekstraksi fitur IEMG penderita stroke (a)

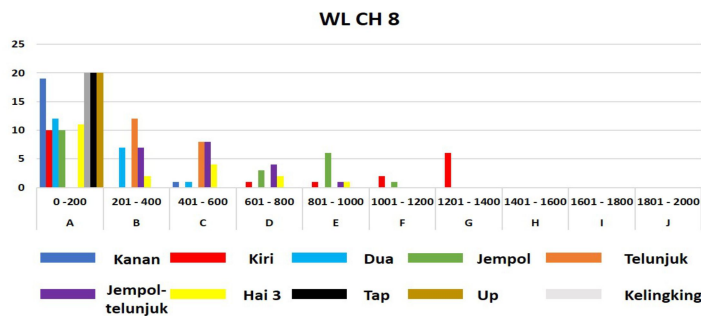
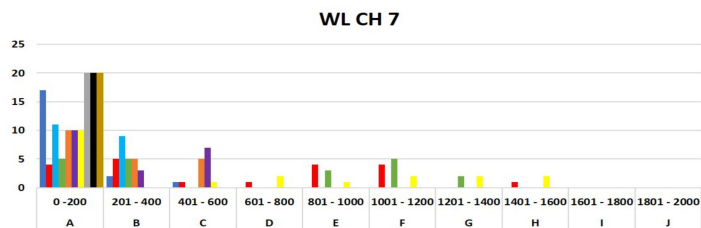
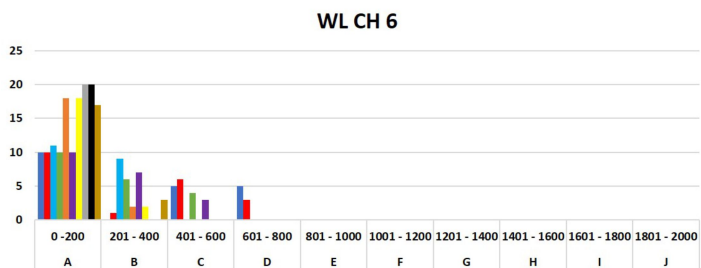
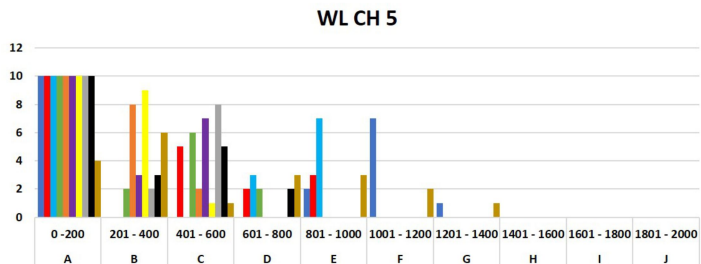


■ Kanan ■ Kiri ■ Dua ■ Jempol ■ Telunjuk
■ Jempol-telunjuk ■ Hai 3 ■ Tap ■ Up ■ Kelingking

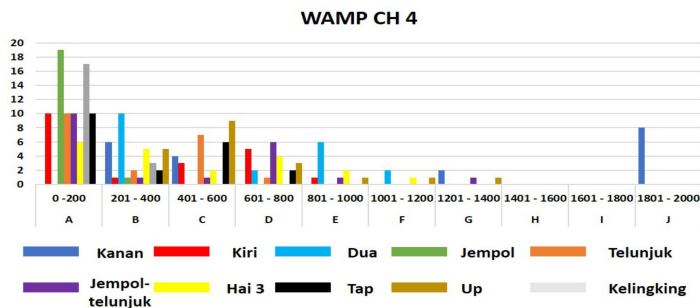
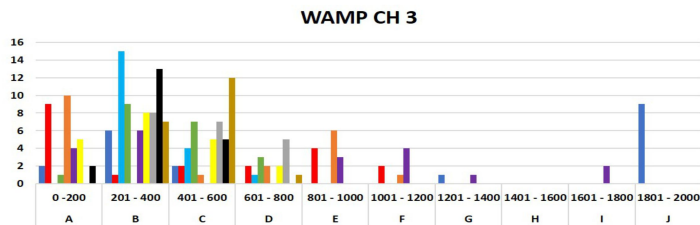
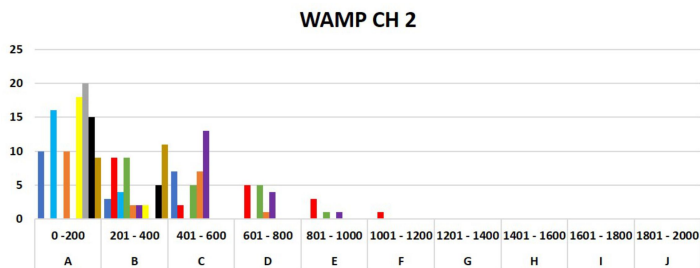
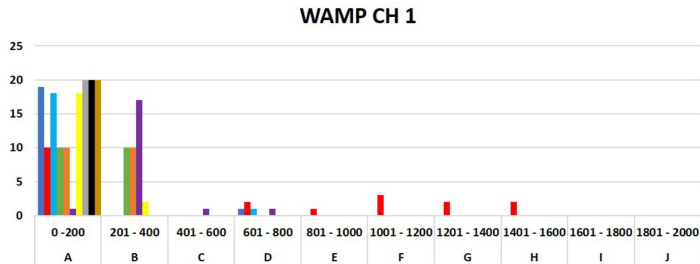
Gambar 18: Ekstraksi fitur IEMG penderita stroke (b)



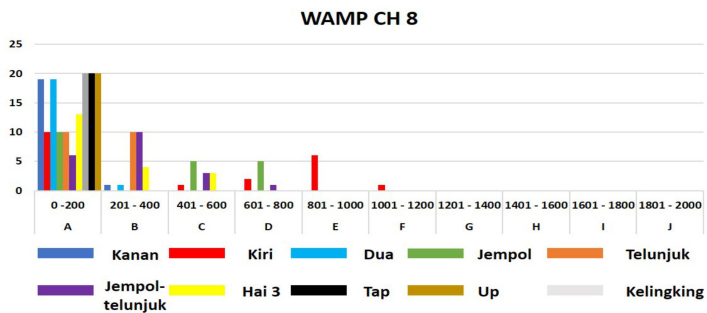
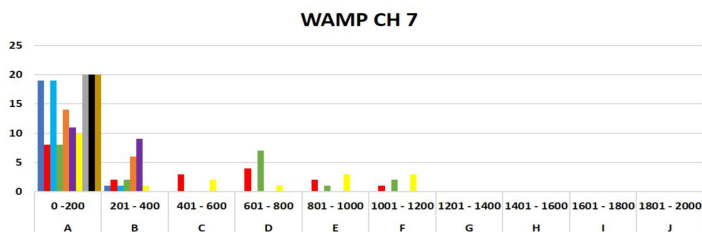
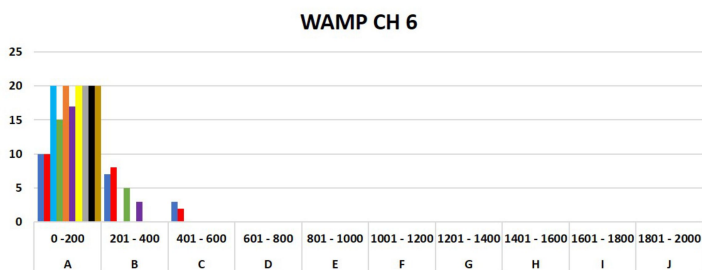
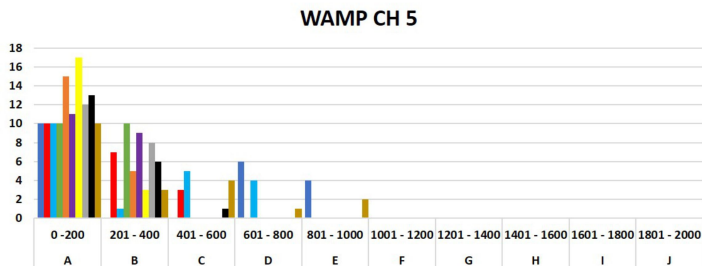
Gambar 19: Ekstraksi fitur WL penderita stroke (a)



Gambar 20: Ekstraksi fitur WL penderita stroke (b)

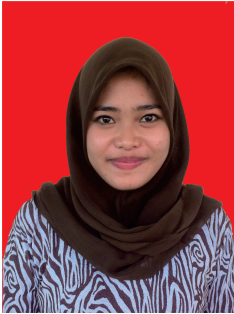


Gambar 21: Ekstraksi fitur WAMP penderita stroke (a)



Gambar 22: Ekstraksi fitur WAMP penderita stroke (b)

BIOGRAFI PENULIS



Novita Trisianti, lahir pada 12 November 1995 di Surabaya, Jawa Timur. Penulis lulus dari salah satu SMP kawasan di Surabaya Barat yaitu SMP Negeri 26 pada tahun 2010 kemudian melanjutkan sekolah kejenjang menengah atas di SMA Negeri 11 Surabaya selama tiga tahun hingga 2013. Menyukai segala sesuatu yang berhubungan dengan perkembangan teknologi, penulis memutuskan mendaftar kuliah di kampus teknologi ternama di Surabaya yaitu Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Resmi menjadi mahasiswa ITS Departement Teknik Komputer bidang studi Telematika, cukup membuat diri dan keluarga merasa bangga. Selama menjadi mahasiswa, penulis memanfaatkan banyak peluang untuk terus belajar baik di bidang akademik maupun non-akademik dengan aktif mengikuti kegiatan ornamawa dan *event*. Penulis juga tercatat sebagai asisten Lab B401 Komputasi Multimedia. Harapan penulis untuk terus menjadi seseorang yang mampu mengembangkan diri tidak hanya pada satu bidang dan selalu dapat membanggakan orang disekitar.

Halaman ini sengaja dikosongkan